



TESIS SS14 2501
**PEMODELAN PERAMALAN INFLASI UMUM DAN
INFLASI MENURUT KELOMPOK PENGELUARAN
DI INDONESIA DENGAN METODE HIBRIDA
ARIMAX-NN**

SANTI EKSIANDAYANI
NRP. 1314201718

DOSEN PEMBIMBING
Dr. Suhartono, M.Sc
Dr. rer. pol. Dedy Dwi Prastyo, M.Si

PROGRAM MAGISTER
JURUSAN STATISTIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA
2016



TESIS SS14 2501
**HYBRID ARIMAX-NN MODEL FOR FORECASTING
OF INFLATION AND INFLATION BY
EXPENDITURE**

SANTI EKSANDAYANI
NRP. 1314201718

SUPERVISORS
Dr. Suhartono, M.Sc
Dr. rer. pol. Dedy Dwi Prastyo, M.Si

PROGRAM MAGISTER
JURUSAN STATISTIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA
2016

**PEMODELAN PERAMALAN INFLASI UMUM DAN INFLASI
MENURUT KELOMPOK PENGELUARAN DI INDONESIA DENGAN
METODE HIBRIDA ARIMAX-NN**


Tesis disusun untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh gelar
Magister Sains (M.Si)

di
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Oleh :


SANTI EKSLANDAYANI
NRP. 1314201718

Tanggal Ujian : 22 Januari 2016
Periode Wisuda : Maret 2016


Disetujui Oleh :


1. Dr. Suhartono, M.Sc
NIP: 19710929 199512 1 001


(Pembimbing)


2. Dr. rer.pol. Dedy Dwi Prastyo, M.Si
NIP: 19831204 200812 1 002

(Pembimbing)


3. Santi Puteri Rahayu, M.Si, Ph.D
NIP: 19750115 199903 2 003

(Penguji)


4. Dr. Kartika Fithriasari, M.Si
NIP: 19691212 199303 2 002

(Penguji)


5. Dr. Pudji Ismartini, M.App.Stat
NIP 19710815 199312 2 002

(Penguji)



Direktur Program Pascasarjana

Prof. Ir. Djauhar Manfaat, M.Sc, Ph.D
NIP 19601202 198701 1 001

DAFTAR ISI

	Halaman
LEMBAR PENGESAHAN	v
ABSTRAK	vii
ABSTRACT	ix
KATA PENGANTAR	xi
DAFTAR ISI	xiii
DAFTAR GAMBAR	xvii
DAFTAR TABEL	xxiii
DAFTAR LAMPIRAN	xxvii
BAB 1 PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Perumusan Masalah	5
1.3 Tujuan Penelitian	6
1.4 Manfaat Penelitian	6
1.5 Batasan Masalah	6
BAB 2 TINJAUAN PUSTAKA	9
2.1 Inflasi	9
2.2 Inflasi dan Faktor-faktor yang Mempengaruhi	11
2.3 Analisis <i>Time Series</i>	13
2.4 <i>Autoregressive Integrated Moving Average</i> (ARIMA)	14
2.4.1 Identifikasi Model ARIMA	15
2.4.2 Pemeriksaan Diagnostik (<i>Diagnostic Check</i>)	16
2.5 Deteksi <i>Outlier</i>	17
2.5.1 <i>Additive Outlier</i> (AO)	18
2.5.2 <i>Innovational Outlier</i> (IO)	18
2.5.3 <i>Level Shift</i> (LS)	19
2.5.4 <i>Temporary Change</i> (TC)	19
2.6 <i>Autoregressive Integrated Moving Average with Exogenous Factor</i> (ARIMAX)	20
2.6.1 Fungsi Transfer	20
2.6.2 Fungsi Transfer Multi Input	23
2.6.3 Model Intervensi	24
2.7 Uji Nonlinieritas pada Data <i>Time Series</i>	25
2.8 Model <i>Neural Network</i>	26

2.8.1	Arsitektur dan Klasifikasi <i>Neural Network</i>	27
2.8.2	Multi Layer <i>Perceptron</i>	28
2.8.3	Algoritma <i>Backpropagation Learning</i>	31
2.9	Model Hibrida ARIMA-NN	42
2.10	Model Hibrida ARIMAX-NN	43
2.11	Kriteria Pemilihan Model Terbaik	45
BAB 3 METODOLOGI PENELITIAN		47
3.1	Sumber Data	47
3.2	Variabel Penelitian dan Variabel Intervensi	47
3.3	Metode Analisis	48
BAB 4 HASIL DAN PEMBAHASAN		53
4.1	Inflasi Umum	54
4.1.1	Pemodelan ARIMA Inflasi Umum	54
4.1.2	Pemodelan ARIMAX Inflasi Umum	62
4.1.2.1	Fungsi Trasnfer Multi Input	62
4.1.2.2	Model Intervensi	74
4.1.2.3	ARIMAX	85
4.1.3	Uji Non Linieritas	89
4.1.4	Pemodelan Hibrida ARIMAX-NN Pertama	89
4.1.4.1	Model Hibrida ARIMAX-NN Pertama Tanpa <i>Skip</i> Layer	90
4.1.4.2	Model Hibrida ARIMAX-NN Pertama Dengan <i>Skip</i> Layer	92
4.1.5	Pemodelan Hibrida ARIMAX-NN Kedua	94
4.1.5.1	Model Hibrida ARIMAX-NN Kedua Tanpa <i>Skip</i> Layer	95
4.1.5.2	Model Hibrida ARIMAX-NN Kedua Dengan <i>Skip</i> Layer	97
4.1.6	Pemodelan Hibrida ARIMAX-NN Ketiga	98
4.1.6.1	Model Hibrida ARIMAX-NN Ketiga Tanpa <i>Skip</i> Layer	99
4.1.6.2	Model Hibrida ARIMAX-NN Ketiga Dengan <i>Skip</i> Layer	101
4.1.7	Perbandingan Model Inflasi Umum	103
4.2	Inflasi Bahan Makanan	105
4.2.1	Pemodelan ARIMA Inflasi Bahan Makanan	105
4.2.2	Pemodelan ARIMAX Inflasi Bahan Makanan	111
4.2.2.1	Fungsi Trasnfer Multi Input	111

4.2.2.2	Model Intervensi	120
4.2.2.3	ARIMAX	131
4.2.3	Uji Non Linieritas	135
4.2.4	Pemodelan Hibrida ARIMAX-NN Pertama	135
4.2.4.1	Model Hibrida ARIMAX-NN Pertama Tanpa <i>Skip</i> Layer	136
4.2.4.2	Model Hibrida ARIMAX-NN Pertama Dengan <i>Skip</i> Layer	138
4.2.5	Pemodelan Hibrida ARIMAX-NN Kedua	140
4.2.5.1	Model Hibrida ARIMAX-NN Kedua Tanpa <i>Skip</i> Layer	140
4.2.5.2	Model Hibrida ARIMAX-NN Kedua Dengan <i>Skip</i> Layer	142
4.2.6	Pemodelan Hibrida ARIMAX-NN Ketiga	144
4.2.6.1	Model Hibrida ARIMAX-NN Ketiga Tanpa <i>Skip</i> Layer	144
4.2.6.2	Model Hibrida ARIMAX-NN Ketiga Dengan <i>Skip</i> Layer	147
4.2.7	Perbandingan Model Inflasi Bahan Makanan	149
4.3	Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar	151
4.3.1	Pemodelan ARIMA Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar	151
4.3.2	Pemodelan ARIMAX Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar	157
4.3.2.1	Fungsi Transfer Multi Input	157
4.3.2.2	Model Intervensi	162
4.3.2.3	ARIMAX	174
4.3.3	Uji Non Linieritas	178
4.3.4	Pemodelan Hibrida ARIMAX-NN Pertama	179
4.3.4.1	Model Hibrida ARIMAX-NN Pertama Tanpa <i>Skip</i> Layer	179
4.3.4.2	Model Hibrida ARIMAX-NN Pertama Dengan <i>Skip</i> Layer	181
4.3.5	Pemodelan Hibrida ARIMAX-NN Kedua	183
4.3.5.1	Model Hibrida ARIMAX-NN Kedua Tanpa <i>Skip</i> Layer	184
4.3.5.2	Model Hibrida ARIMAX-NN Kedua Dengan <i>Skip</i> Layer	186
4.3.6	Pemodelan Hibrida ARIMAX-NN Ketiga	188

4.3.6.1 Model Hibrida ARIMAX-NN Ketiga Tanpa <i>Skip</i> Layer	188
4.3.6.2 Model Hibrida ARIMAX-NN Ketiga Dengan <i>Skip</i> Layer	191
4.3.7 Perbandingan Model Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar	193
BAB 5 KESIMPULAN DAN SARAN	197
5.1 Kesimpulan	197
5.2 Saran	197
DAFTAR PUSTAKA	199
LAMPIRAN	205
BIOGRAFI	

DAFTAR TABEL

	Halaman
Tabel 2.1	Karakteristik Pola ACF dan PACF 15
Tabel 4.1	Pendugaan Parameter Model ARIMA Inflasi Umum 55
Tabel 4.2	AIC dan SBC dari Model ARIMA Inflasi Umum 56
Tabel 4.3	Uji Residual Model ARIMA (0,0,1) Inflasi Umum 56
Tabel 4.4	Pendugaan Parameter Model ARIMA (0,0,1) dengan Deteksi Outlier Inflasi Umum 57
Tabel 4.5	Uji Residual Model ARIMA (0,0,1) dengan Deteksi Outlier Inflasi Umum 58
Tabel 4.6	Uji Signifikansi Parameter Model ARIMA (0,0,1)(1,0,0) ¹² dengan Deteksi Outlier Inflasi Umum 59
Tabel 4.7	Uji Residual Model ARIMA (0,0,1)(1,0,0) ¹² dengan Deteksi Outlier Inflasi Umum 59
Tabel 4.8	Uji Signifikansi Parameter Model ARIMA ([9],0,0)(0,1,1) ¹² Persentase Perubahan Jumlah Uang Beredar 66
Tabel 4.9	Uji Residual Model ARIMA ([9],0,0)(0,1,1) ¹² untuk Persentase Perubahan Jumlah Uang Beredar 66
Tabel 4.10	Uji Signifikansi Parameter Model ARIMA (0,0,1) Persentase perubahan IHSG 67
Tabel 4.11	Uji Residual Model ARIMA (0,0,1) untuk Persentase perubahan IHSG 67
Tabel 4.12	Uji Signifikansi Parameter Model Awal Fungsi Transfer Persentase Perubahan Jumlah Uang yang Beredar terhadap Inflasi Umum 69
Tabel 4.13	Uji Residual Model Awal Fungsi Transfer Persentase Perubahan Jumlah Uang Beredar terhadap Inflasi Umum 69
Tabel 4.14	Uji Signifikansi Parameter Model Awal Fungsi Transfer Persentase perubahan Nilai Tukar Rupiah terhadap dolar Amerika terhadap Inflasi Umum 71
Tabel 4.15	Uji Residual Model Awal Fungsi Transfer Nilai Tukar Rupiah terhadap Dolar Amerika terhadap Inflasi Umum 71
Tabel 4.16	Uji Signifikansi Parameter Model Awal Fungsi Transfer Multi Input terhadap Inflasi Umum 72
Tabel 4.17	Uji Signifikansi Parameter Model Akhir Fungsi Transfer Multi Input terhadap Inflasi Umum 72
Tabel 4.18	Uji Residual Model Fungsi Transfer Multi Input Terhadap Inflasi Umum 73
Tabel 4.19	Korelasi Silang Residual Model Fungsi Transfer Multi Input dengan Input Nilai Tukar Rupiah terhadap Dolar Amerika 74
Tabel 4.20	Uji Signifikansi Parameter Model Inflasi Umum Sebelum Intervensi Pertama ARIMA([1,11],0,0) 76

Tabel 4.21	Uji Residual Model Inflasi Umum Sebelum Intervensi Pertama ARIMA ([1,11],0,0)	76
Tabel 4.22	Uji Signifikansi Parameter Model Intervensi Pertama Inflasi Umum	78
Tabel 4.23	Uji Residual Model Intervensi Pertama Inflasi Umum	78
Tabel 4.24	Uji Signifikansi Parameter Model Intervensi Kedua Inflasi Umum	80
Tabel 4.25	Uji Residual Model Intervensi Kedua Inflasi Umum	80
Tabel 4.26	Uji Signifikansi Parameter Model Intervensi Ketiga Inflasi Umum	82
Tabel 4.27	Uji Residual Model Intervensi Ketiga Inflasi Umum	82
Tabel 4.28	Uji Signifikansi Parameter Model Intervensi Keempat Inflasi Umum	84
Tabel 4.29	Uji Residual Model Intervensi Keempat Inflasi Umum	84
Tabel 4.30	Uji Signifikansi Parameter Model Intervensi Keempat Inflasi Umum	86
Tabel 4.31	Uji Residual Model ARIMAX Inflasi Umum	86
Tabel 4.32	Korelasi Silang Residual Model Fungsi Transfer Multi Input dengan Input Nilai Tukar Rupiah terhadap Dolar Amerika	87
Tabel 4.33	Perbandingan Model ARIMA, ARIMAX dan Hibrida ARIMAX-NN untuk Data Inflasi Umum	105
Tabel 4.34	Pendugaan Parameter Model ARIMA Inflasi Bahan Makanan	107
Tabel 4.35	Uji Residual Model ARIMA (0,0,1)(0,0,2) ¹² Inflasi Bahan Makanan	107
Tabel 4.36	Pendugaan Parameter Model ARIMA (0,0,1)(0,0,2) ¹² dengan Deteksi Outlier Inflasi Bahan Makanan	108
Tabel 4.37	Uji Residual Model ARIMA (0,0,1)(0,0,2) ¹² dengan Deteksi Outlier Inflasi Bahan Makanan	109
Tabel 4.38	Uji Signifikansi Parameter Model Awal Fungsi Transfer Persentase Perubahan Jumlah Uang yang Beredar terhadap Inflasi Bahan Makanan	113
Tabel 4.39	Uji Residual Model Awal Fungsi Transfer Persentase Perubahan Jumlah Uang Beredar terhadap Inflasi Bahan Makanan	114
Tabel 4.40	Uji Signifikansi Parameter Model Awal Fungsi Transfer Persentase perubahan IHSG terhadap Inflasi Bahan Makanan	115
Tabel 4.41	Uji Residual Model Awal Fungsi Transfer Persentase perubahan IHSG terhadap Inflasi Bahan Makanan	115
Tabel 4.42	Uji Signifikansi Parameter Model Awal Fungsi Transfer Persentase perubahan Nilai Tukar Rupiah terhadap dolar Amerika terhadap Inflasi Bahan Makanan	116
Tabel 4.43	Uji Residual Model Awal Fungsi Transfer Persentase perubahan Nilai Tukar Rupiah terhadap Dolar Amerika	

	terhadap Inflasi Bahan Makanan	117
Tabel 4.44	Uji Signifikansi Parameter Model Awal Fungsi Transfer Multi Input Inflasi Bahan Makanan	118
Tabel 4.45	Uji Signifikansi Parameter Model Akhir Fungsi Transfer Multi Input Inflasi Bahan Makanan	118
Tabel 4.46	Uji Residual Model Fungsi Transfer Multi Input Terhadap Inflasi Bahan makanan	119
Tabel 4.47	Korelasi Silang Residual Model Fungsi Transfer Multi Input dengan Input Persentase Perubahan Jumlah Uang Beredar	119
Tabel 4.48	Uji Signifikansi Parameter Model Inflasi Bahan Makanan Sebelum Intervensi Pertama ARIMA([8],0,1)	122
Tabel 4.49	Uji Residual Model Inflasi Bahan Makanan Sebelum Intervensi Pertama ARIMA ([8],0,0)	122
Tabel 4.50	Uji Signifikansi Parameter Model Intervensi Pertama Inflasi Bahan Makanan	124
Tabel 4.51	Uji Residual Model Intervensi Pertama Inflasi Bahan Makanan	124
Tabel 4.52	Uji Signifikansi Parameter Model Intervensi Kedua Inflasi Bahan Makanan	126
Tabel 4.53	Uji Residual Model Intervensi Kedua Inflasi Bahan Makanan	126
Tabel 4.54	Uji Signifikansi Parameter Model Intervensi Ketiga Inflasi Bahan Makanan	128
Tabel 4.55	Uji Residual Model Intervensi Ketiga Inflasi Bahan Makanan	128
Tabel 4.56	Uji Signifikansi Parameter Model Intervensi Keempat Inflasi Bahan Makanan	130
Tabel 4.57	Uji Residual Model Intervensi Keempat Inflasi Bahan Makanan	130
Tabel 4.58	Uji Signifikansi Parameter Model Awal ARIMAX Inflasi Bahan Makanan	132
Tabel 4.59	Uji Signifikansi Parameter Model Akhir ARIMAX Inflasi Bahan Makanan	132
Tabel 4.60	Uji Residual Model ARIMAX Inflasi Bahan Makanan	133
Tabel 4.61	Perbandingan Model ARIMA, ARIMAX dan Hibrida ARIMAX-NN untuk Data Inflasi Bahan Makanan	149
Tabel 4.62	Pendugaan Parameter Model ARIMA Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar	152
Tabel 4.63	Uji Residual Model ARIMA (1,0,0) Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar	153
Tabel 4.64	Uji Signifikansi Parameter Model Awal Fungsi Transfer Persentase Perubahan Jumlah Uang yang Beredar terhadap Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar	159
Tabel 4.65	Uji Residual Model Awal Fungsi Transfer Persentase Perubahan Jumlah Uang Beredar terhadap Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar	160

Tabel 4.66	Korelasi Silang Residual Model Fungsi Transfer Multi Input dengan Input Persentase Perubahan Jumlah Uang Beredar	162
Tabel 4.67	Uji Signifikansi Parameter Model Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar Sebelum Intervensi Pertama ARIMA(1,0,0)	164
Tabel 4.68	Uji Residual Model Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar Sebelum Intervensi Pertama ARIMA (1,0,0)	165
Tabel 4.69	Uji Signifikansi Parameter Model Intervensi Pertama Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar	167
Tabel 4.70	Uji Residual Model Intervensi Pertama Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar	167
Tabel 4.71	Uji Signifikansi Parameter Model Intervensi Kedua Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar	169
Tabel 4.72	Uji Residual Model Intervensi Kedua Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar	169
Tabel 4.73	Uji Signifikansi Parameter Model Intervensi Ketiga Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar	171
Tabel 4.74	Uji Residual Model Intervensi Ketiga Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar	171
Tabel 4.75	Uji Signifikansi Parameter Model Intervensi Keempat Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar	173
Tabel 4.76	Uji Residual Model Intervensi Keempat Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar	174
Tabel 4.77	Uji Signifikansi Parameter Model ARIMAX Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar	175
Tabel 4.78	Uji Residual Model ARIMAX Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar	175
Tabel 4.79	Korelasi Silang Residual Model ARIMAX dengan Input Persentase Perubahan Jumlah Uang Beredar	176
Tabel 4.80	Perbandingan Model ARIMA, ARIMAX dan Hibrida ARIMAX-NN untuk Data Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar	193

DAFTAR GAMBAR

	Halaman
Gambar 2.1	Kerangka <i>Inflation Targeting Framework</i> (ITF) 12
Gambar 2.2	Keterkaitan dan Faktor-Faktor yang Berpengaruh terhadap Inflasi 12
Gambar 2.3	Arsitektur FFNN dengan satu <i>hidden</i> layer, p <i>neuron</i> input, q <i>neuron</i> di <i>hidden</i> layer, dan satu <i>neuron</i> output 29
Gambar 2.4	Arsitektur FFNN dengan satu <i>hidden</i> layer, p <i>neuron</i> input, q <i>neuron</i> di <i>hidden</i> layer, dan satu <i>neuron</i> output dengan menggunakan <i>skip</i> layer 30
Gambar 3.1	Alur Peramalan <i>Time Series</i> 52
Gambar 4.1	Plot <i>Time Series</i> Inflasi Umum, Inflasi Bahan Makanan dan Inflasi Perumahan, Air, Listrik, Gas dan Bahan Bakar di Indonesia Januari 2000-Juni 2015 53
Gambar 4.2	Plot <i>Time Series</i> Inflasi Umum di Indonesia Januari 2000-Juni 2015 54
Gambar 4.3	Plot ACF (a) dan PACF (b) data inflasi umum 55
Gambar 4.4	Plot residual ARIMA (0,0,1) data inflasi umum 57
Gambar 4.5	Plot ACF residual ARIMA (0,0,1) dengan deteksi outlier data inflasi umum 58
Gambar 4.6	Plot Uji <i>Kolmogorov-smirnov</i> residual ARIMA (0,0,1)(1,0,0) ¹² dengan deteksi outlier data inflasi umum 60
Gambar 4.7	Plot Data Inflasi Umum dan Hasil Ramalan Model ARIMA (0,0,1)(1,0,0) ¹² dengan deteksi outlier 61
Gambar 4.8	Plot Residual Hasil Ramalan Model ARIMA (0,0,1)(1,0,0) ¹² dengan deteksi outlier 61
Gambar 4.9	Plot <i>Time Series</i> Persentase Perubahan Jumlah Uang Beredar (a), Persentase perubahan IHSG (b) dan Persentase perubahan Nilai Tukar Rupiah terhadap Dolar Amerika (c) 63
Gambar 4.10	Plot ACF dan PACF Persentase Perubahan Jumlah Uang Beredar (a), Persentase perubahan IHSG (b) dan Persentase perubahan Nilai Tukar Rupiah terhadap Dolar Amerika (c) 64
Gambar 4.11	Plot ACF dan PACF Stasioner dari Persentase Perubahan Jumlah Uang Beredar (a) 65
Gambar 4.12	Plot <i>Crosscorrelation</i> antara Inflasi Umum dan Persentase Perubahan Jumlah Uang Beredar 68
Gambar 4.13	Plot <i>Crosscorrelation</i> antara Inflasi Umum dan Persentase perubahan IHSG 70
Gambar 4.14	Plot <i>Crosscorrelation</i> antara Inflasi Umum dan Persentase perubahan Nilai Tukar Rupiah terhadap Dolar Amerika 70
Gambar 4.15	Plot <i>Time Series</i> Inflasi Umum dan Faktor Intervensi 74
Gambar 4.16	Plot ACF (a) dan PACF (b) Inflasi Umum sebelum Intervensi Kenaikan BBM Oktober 2005 75

Gambar 4.17	Plot Data Inflasi Umum dan Data Hasil Peramalan ARIMA ([1,11],0,0)	77
Gambar 4.18	Plot Data Inflasi Umum dan Data Hasil Peramalan Model Intervensi Pertama	79
Gambar 4.19	Plot Data Inflasi Umum dan Data Hasil Peramalan Model Intervensi Kedua	81
Gambar 4.20	Plot Data Inflasi Umum dan Data Hasil Peramalan Model Intervensi Ketiga	83
Gambar 4.21	Plot Uji <i>Kolmogorov-smirnov</i> residual ARIMAX Inflasi Umum	87
Gambar 4.22	Plot <i>Time Series</i> Inflasi Umum dan Hasil Peramalan Inflasi Umum dengan ARIMAX pada data <i>in-sample</i>	88
Gambar 4.23	Plot Residual Hasil Peramalan Inflasi Umum dengan ARIMAX pada data <i>in-sample</i>	89
Gambar 4.24	Arsitektur Model NN (2-5-1) Tanpa <i>Skip</i> Layer untuk Hibrida ARIMAX-NN Pertama data Inflasi Umum	91
Gambar 4.25	Plot <i>Time Series</i> Inflasi Umum dan Hasil Peramalan Inflasi Umum dengan ARIMAX-NN Model Pertama Tanpa <i>Skip</i> Layer pada data <i>in-sample</i>	91
Gambar 4.26	Plot Residual Hasil Peramalan Inflasi Umum dengan ARIMAX-NN Model Pertama Tanpa <i>Skip</i> Layer pada data <i>in-sample</i>	92
Gambar 4.27	Plot <i>Time Series</i> Inflasi Umum dan Hasil Peramalan Inflasi Umum dengan ARIMAX-NN Model Pertama Dengan <i>Skip</i> Layer pada data <i>in-sample</i>	93
Gambar 4.28	Plot Residual Hasil Peramalan Inflasi Umum dengan ARIMAX-NN Model Pertama Dengan <i>Skip</i> Layer pada data <i>in-sample</i>	94
Gambar 4.29	Arsitektur Model NN (5-2-1) Tanpa <i>Skip</i> Layer untuk Hibrida ARIMAX-NN Kedua data Inflasi Umum	95
Gambar 4.30	Plot <i>Time Series</i> Inflasi Umum dan Hasil Peramalan Inflasi Umum dengan ARIMAX-NN Model Kedua Tanpa <i>Skip</i> Layer pada data <i>in-sample</i>	96
Gambar 4.31	Plot Residual Hasil Peramalan Inflasi Umum dengan ARIMAX-NN Model Kedua Tanpa <i>Skip</i> Layer pada data <i>in-sample</i>	96
Gambar 4.32	Plot <i>Time Series</i> Inflasi Umum dan Hasil Peramalan Inflasi Umum dengan ARIMAX-NN Model Kedua Dengan <i>Skip</i> Layer pada Data <i>in-sample</i>	98
Gambar 4.33	Plot Residual Hasil Peramalan Inflasi Umum dengan ARIMAX-NN Model Kedua Dengan <i>Skip</i> Layer pada Data <i>in-sample</i>	98
Gambar 4.34	Arsitektur Model NN (6-5-1) Tanpa <i>Skip</i> Layer untuk Hibrida ARIMAX-NN Ketiga data Inflasi Umum	100
Gambar 4.35	Plot <i>Time Series</i> Inflasi Umum dan Hasil Peramalan Inflasi Umum dengan ARIMAX-NN Model Ketiga Tanpa <i>Skip</i> Layer pada data <i>in-sample</i>	100

Gambar 4.36	Plot Residual Hasil Peramalan Inflasi Umum dengan ARIMAX-NN Model Ketiga Tanpa <i>Skip</i> Layer pada data <i>in-sample</i>	101
Gambar 4.37	Plot <i>Time Series</i> Inflasi Umum dan Hasil Peramalan Inflasi Umum dengan ARIMAX-NN Model Ketiga Dengan <i>Skip</i> Layer pada Data <i>in-sample</i>	102
Gambar 4.38	Plot Residual Hasil Peramalan Inflasi Umum dengan ARIMAX-NN Model Ketiga Dengan <i>Skip</i> Layer pada Data <i>in-sample</i>	103
Gambar 4.39	Plot <i>Time Series</i> Inflasi Bahan Makanan di Indonesia Januari 2000-Juni 2015	106
Gambar 4.40	Plot ACF (a) dan PACF (b) data inflasi bahan makanan	106
Gambar 4.41	Plot residual ARIMA (0,0,1)(0,0,2) ¹² data inflasi bahan makanan	108
Gambar 4.42	Plot Uji <i>Kolmogorov-smirnov</i> residual ARIMA (0,0,1)(0,0,2) ¹² dengan deteksi outlier data inflasi bahan makanan	109
Gambar 4.43	Plot Data Inflasi Bahan Makanan dan Hasil Ramalan Model ARIMA (0,0,1)(0,0,2) ¹² dengan deteksi outlier	110
Gambar 4.44	Plot Residual Hasil Ramalan Model ARIMA (0,0,1)(0,0,2) ¹² dengan deteksi outlier	111
Gambar 4.45	Plot <i>Crosscorrelation</i> antara Inflasi Bahan Makanan dan Persentase Perubahan Jumlah Uang Beredar	113
Gambar 4.46	Plot <i>Crosscorrelation</i> antara Inflasi Bahan Makanan dan Persentase perubahan IHSG	114
Gambar 4.47	Plot <i>Crosscorrelation</i> antara Inflasi Bahan Makanan dan Persentase perubahan Nilai Tukar Rupiah terhadap Dolar Amerika	116
Gambar 4.48	Plot <i>Time Series</i> Inflasi Bahan Makanan dan Faktor Intervensi	120
Gambar 4.49	Plot ACF (a) dan PACF (b) Inflasi Bahan Makanan sebelum Intervensi Kenaikan BBM Oktober 2005	121
Gambar 4.50	Plot Data Inflasi Bahan makanan dan Data Hasil Peramalan ARIMA ([8],0,0)	123
Gambar 4.51	Plot Data Inflasi Bahan Makanan dan Data Hasil Peramalan Model Intervensi Pertama	125
Gambar 4.52	Plot Data Inflasi Bahan Makanan dan Data Hasil Peramalan Model Intervensi Kedua	127
Gambar 4.53	Plot Data Inflasi Bahan Makanan dan Data Hasil Peramalan Model Intervensi Ketiga	129
Gambar 4.54	Plot Uji <i>Kolmogorov-smirnov</i> residual ARIMAX Inflasi Bahan Makanan	133
Gambar 4.55	Plot <i>Time Series</i> Inflasi Bahan Makanan dan Hasil Peramalan Inflasi Bahan Makanan dengan ARIMAX pada data <i>in-sample</i>	134
Gambar 4.56	Plot Residual Hasil Peramalan Inflasi Bahan Makanan dengan ARIMAX pada data <i>in-sample</i>	134

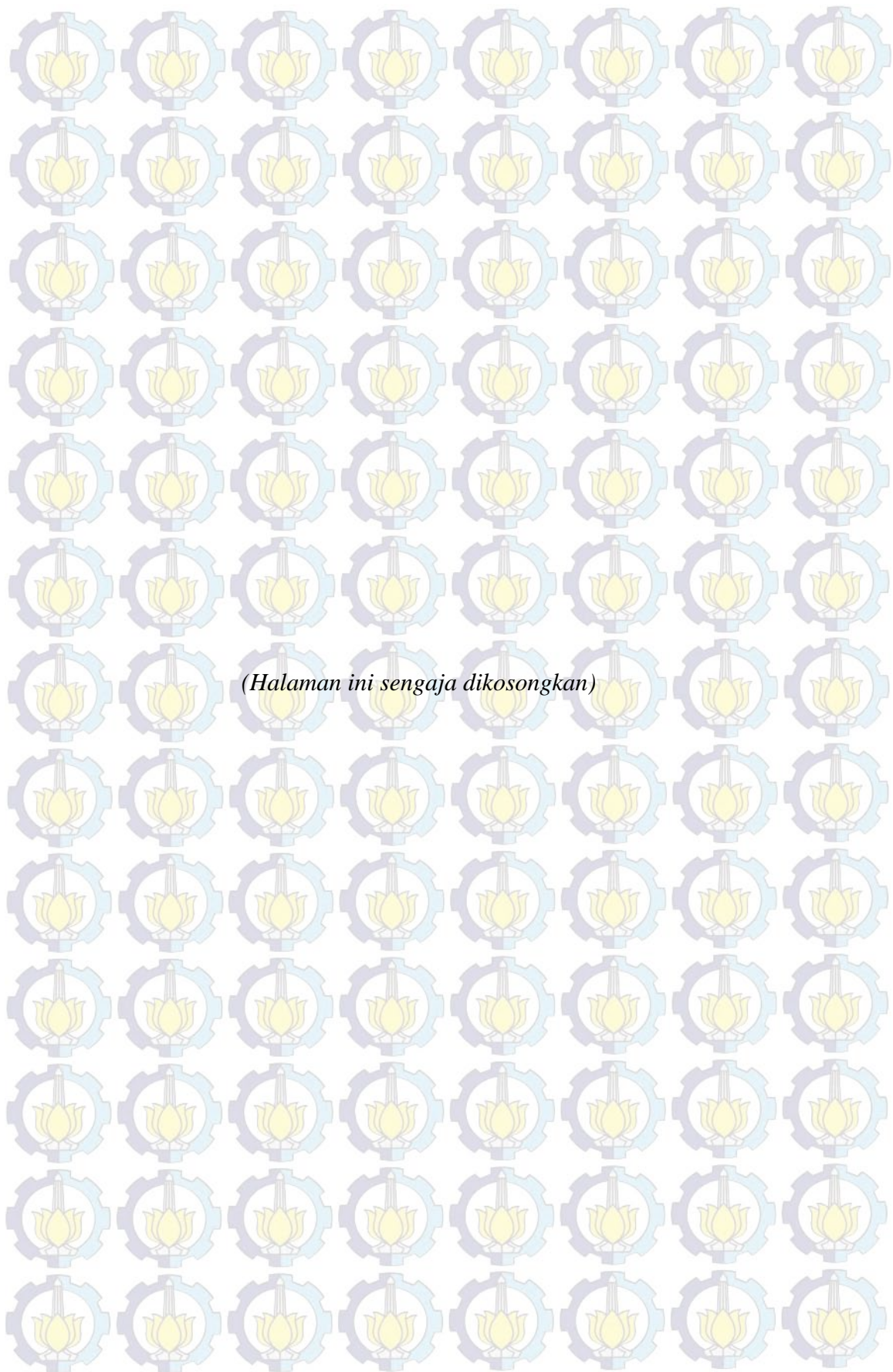
Gambar 4.57	Arsitektur Model NN (1-4-1) Tanpa <i>Skip</i> Layer untuk Hibrida ARIMAX-NN Pertama data Inflasi Bahan Makanan	137
Gambar 4.58	Plot <i>Time Series</i> Inflasi Bahan Makanan dan Hasil Peramalan Inflasi Bahan Makanan dengan ARIMAX-NN Model Pertama Tanpa <i>Skip</i> Layer pada data <i>in-sample</i>	137
Gambar 4.59	Plot Residual Hasil Peramalan Inflasi Bahan Makanan dengan ARIMAX-NN Model Pertama Tanpa <i>Skip</i> Layer pada data <i>in-sample</i>	138
Gambar 4.60	Plot <i>Time Series</i> Inflasi Bahan Makanan dan Hasil Peramalan Inflasi Bahan Makanan dengan ARIMAX-NN Model Pertama Dengan <i>Skip</i> Layer pada data <i>in-sample</i>	139
Gambar 4.61	Plot Residual Hasil Peramalan Inflasi Bahan Makanan dengan ARIMAX-NN Model Pertama Dengan <i>Skip</i> Layer pada data <i>in-sample</i>	139
Gambar 4.62	Arsitektur Model NN (1-4-1) Tanpa <i>Skip</i> Layer untuk Hibrida ARIMAX-NN Kedua data Inflasi Bahan Makanan	141
Gambar 4.63	Plot <i>Time Series</i> Inflasi Bahan Makanan dan Hasil Peramalan Inflasi Bahan Makanan dengan ARIMAX-NN Model Kedua Tanpa <i>Skip</i> Layer pada data <i>in-sample</i>	141
Gambar 4.64	Plot Residual Hasil Peramalan Inflasi Bahan Makanan dengan ARIMAX-NN Model Kedua Tanpa <i>Skip</i> Layer pada data <i>in-sample</i>	142
Gambar 4.65	Plot <i>Time Series</i> Inflasi Bahan Makanan dan Hasil Peramalan Inflasi Bahan Makanan dengan ARIMAX-NN Model Kedua Dengan <i>Skip</i> Layer pada Data <i>in-sample</i>	143
Gambar 4.66	Plot Residual Hasil Peramalan Inflasi Bahan Makanan dengan ARIMAX-NN Model Kedua Dengan <i>Skip</i> Layer pada Data <i>in-sample</i>	143
Gambar 4.67	Arsitektur Model NN (1-4-1) Tanpa <i>Skip</i> Layer untuk Hibrida ARIMAX-NN Ketiga data Inflasi Bahan Makanan	146
Gambar 4.68	Plot <i>Time Series</i> Inflasi Bahan Makanan dan Hasil Peramalan Inflasi Bahan Makanan dengan ARIMAX-NN Model Ketiga Tanpa <i>Skip</i> Layer pada data <i>in-sample</i>	146
Gambar 4.69	Plot Residual Hasil Peramalan Inflasi Bahan Makanan dengan ARIMAX-NN Model Ketiga Tanpa <i>Skip</i> Layer pada data <i>in-sample</i>	147
Gambar 4.70	Plot <i>Time Series</i> Inflasi Bahan Makanan dan Hasil Peramalan Inflasi Bahan Makanan dengan ARIMAX-NN Model Ketiga Dengan <i>Skip</i> Layer pada Data <i>in-sample</i>	148
Gambar 4.71	Plot Residual Hasil Peramalan Inflasi Bahan Makanan dengan ARIMAX-NN Model Ketiga Dengan <i>Skip</i> Layer pada Data <i>in-sample</i>	148
Gambar 4.72	Plot <i>Time Series</i> Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar di Indonesia Januari 2000-Juni 2015	151
Gambar 4.73	Plot ACF (a) dan PACF (b) data inflasi perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar	152
Gambar 4.74	Plot normalitas residual ARIMA (1,0,0) data inflasi	

Gambar 4.75	perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar Plot normalitas residual ARIMA (1,0,0) dengan deteksi outlier data inflasi perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar	153
Gambar 4.76	Histogram residual ARIMA (1,0,0) dengan deteksi outlier data inflasi perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar	154
Gambar 4.77	Plot Data Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar dan Hasil Ramalan Model ARIMA (1,0,0)	155
Gambar 4.78	Plot Residual Hasil Ramalan Model ARIMA (1,0,0)	156
Gambar 4.79	Plot <i>Crosscorrelation</i> antara Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar dan Persentase Perubahan Jumlah Uang Beredar	157
Gambar 4.80	Plot <i>Crosscorrelation</i> antara Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar dan Persentase Perubahan IHSG	159
Gambar 4.81	Plot <i>Crosscorrelation</i> antara Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar dan Persentase perubahan Nilai Tukar Rupiah terhadap Dolar Amerika	160
Gambar 4.82	Plot <i>Time Series</i> Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar dan Faktor Intervensi	161
Gambar 4.83	Plot ACF (a) dan PACF (b) Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar sebelum Intervensi Kenaikan BBM Oktober 2005	163
Gambar 4.84	Plot Data Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar dan Data Hasil Peramalan ARIMA (1,0,0)	164
Gambar 4.85	Plot Data Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar dan Data Hasil Peramalan Model Intervensi Pertama	166
Gambar 4.86	Plot Data Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar dan Data Hasil Peramalan Model Intervensi Kedua	168
Gambar 4.87	Plot Data Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar dan Data Hasil Peramalan Model Intervensi Ketiga	170
Gambar 4.88	Plot Uji <i>Kolmogorov-smirnov</i> residual ARIMAX Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar	172
Gambar 4.89	Plot <i>Time Series</i> Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar dan Hasil Peramalan Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar dengan ARIMAX pada data <i>in-sample</i>	176
Gambar 4.90	Plot Residual Hasil Peramalan Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar dengan ARIMAX pada data <i>in-sample</i>	177
Gambar 4.91	Arsitektur Model NN (2-5-1) Tanpa <i>Skip Layer</i> untuk Hibrida ARIMAX-NN Pertama data Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar	178
Gambar 4.92	Plot <i>Time Series</i> Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar dan Hasil Peramalan Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar dengan ARIMAX-NN Model Pertama Tanpa <i>Skip Layer</i> pada data <i>in-sample</i>	180
Gambar 4.93	Plot Residual Hasil Peramalan Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar dengan ARIMAX-NN Model Pertama Tanpa <i>Skip Layer</i> pada data <i>in-sample</i>	181

Gambar 4.94	Plot <i>Time Series</i> Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar dan Hasil Peramalan Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar dengan ARIMAX-NN Model Pertama Dengan <i>Skip Layer</i> pada data <i>in-sample</i>	183
Gambar 4.95	Plot Residual Hasil Peramalan Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar dengan ARIMAX-NN Model Pertama Dengan <i>Skip Layer</i> pada data <i>in-sample</i>	183
Gambar 4.96	Arsitektur Model NN (2-5-1) Tanpa <i>Skip Layer</i> untuk Hibrida ARIMAX-NN Kedua data Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar	185
Gambar 4.97	Plot <i>Time Series</i> Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar dan Hasil Peramalan Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar dengan ARIMAX-NN Model Kedua Tanpa <i>Skip Layer</i> pada data <i>in-sample</i>	185
Gambar 4.98	Plot Residual Hasil Peramalan Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar dengan ARIMAX-NN Model Kedua Tanpa <i>Skip Layer</i> pada data <i>in-sample</i>	186
Gambar 4.99	Plot <i>Time Series</i> Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar dan Hasil Peramalan Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar dengan ARIMAX-NN Model Kedua Dengan <i>Skip Layer</i> pada Data <i>in-sample</i>	187
Gambar 4.100	Plot Residual Hasil Peramalan Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar dengan ARIMAX-NN Model Kedua Dengan <i>Skip Layer</i> pada Data <i>in-sample</i>	187
Gambar 4.101	Arsitektur Model NN (6-5-1) Tanpa <i>Skip Layer</i> untuk Hibrida ARIMAX-NN Ketiga data Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar	190
Gambar 4.102	Plot <i>Time Series</i> Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar dan Hasil Peramalan Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar dengan ARIMAX-NN Model Ketiga Tanpa <i>Skip Layer</i> pada data <i>in-sample</i>	190
Gambar 4.103	Plot Residual Hasil Peramalan Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar dengan ARIMAX-NN Model Ketiga Tanpa <i>Skip Layer</i> pada data <i>in-sample</i>	191
Gambar 4.104	Plot <i>Time Series</i> Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar dan Hasil Peramalan Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar dengan ARIMAX-NN Model Ketiga Dengan <i>Skip Layer</i> pada Data <i>in-sample</i>	192
Gambar 4.105	Plot Residual Hasil Peramalan Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar dengan ARIMAX-NN Model Ketiga Dengan <i>Skip Layer</i> pada Data <i>in-sample</i>	192

DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran	Judul	Halaman
1	Data Inflasi Umum, Inflasi Bahan Makanan dan Inflasi Perumahan, Air, Listrik, Gas dan Bahan Bakar mulai Januari 2000 sampai Juni 2015	205
2	Data Persentase Perubahan Jumlah Uang Beredar, Persentase Perubahan Nilai Tukar Rupiah terhadap Dolar Amerika dan Persentase Perubahan IHSG	206
3	Perhitungan turunan parsial dari $D(\mathbf{w})$ terhadap w_j^0	207
4	Perhitungan turunan parsial dari $D(\mathbf{w})$ terhadap w_{i0}^0	209
5	Perhitungan turunan parsial dari $D(\mathbf{w})$ terhadap b^0	211
6	Perhitungan turunan parsial dari $D(\mathbf{w})$ terhadap w_{ij}^h	213
7	Perhitungan turunan parsial dari $D(\mathbf{w})$ terhadap b_j^h	216
8	<i>Syntax</i> SAS ARIMA Inflasi Umum	218
9	<i>Syntax</i> SAS Fungsi Transfer Multi Input Inflasi Umum	219
10	<i>Syntax</i> SAS Model Intervensi Inflasi Umum	220
11	<i>Syntax</i> SAS ARIMAX Inflasi Umum	221
12	<i>Syntax</i> R <i>Package</i> nnet untuk Residual ARIMA dan ARIMAX Tanpa <i>Skip</i> Layer	222
13	<i>Syntax</i> R <i>Package</i> nnet untuk Residual ARIMA dan ARIMAX Dengan <i>Skip</i> Layer	223



KATA PENGANTAR

Puji dan syukur penulis panjatkan kehadiran Allah SWT karena atas berkat rahmat dan hidayah-Nya penulis diperkenankan menyelesaikan tesis yang berjudul **“Pemodelan Peramalan Inflasi Umum dan Inflasi Menurut Kelompok Pengeluaran di Indonesia dengan Metode Hibrida ARIMAX-NN”** dengan baik dan tepat waktu.

Keberhasilan penyusunan tesis ini tidak terlepas dari bantuan, bimbingan, petunjuk, dan dukungan dari berbagai pihak. Sehubungan dengan itu, teriring rasa syukur dan doa, penulis menyampaikan ucapan terima kasih kepada:

1. Badan Pusat Statistik (BPS) yang telah memberi kesempatan serta beasiswa kepada penulis untuk melanjutkan studi program S2 di ITS.
2. Bapak Dr. Suhartono, M.Sc, dan Bapak Dr.rer.pol Dedy Dwi Prastyo, M.Si, selaku dosen pembimbing yang ditengah segala kesibukannya dapat meluangkan waktu untuk memberikan bimbingan, saran, masukan, serta motivasi selama penyusunan tesis ini.
3. Ibu Santi Puteri Rahayu, M.Si, Ph.D, Ibu Dr. Kartika Fithriasari, M.Si, dan Ibu Dr. Pudji Ismartini, M.App.Stat selaku penguji yang telah banyak memberikan saran dan masukan untuk menjadikan tesis ini menjadi lebih baik.
4. Bapak Dr. Suhartono, M.Sc selaku Ketua Jurusan Statistika dan Bapak Dr.rer.pol. Heri Kuswanto, S.Si, M.Si selaku Ketua Program Studi Pascasarjana Jurusan Statistika FMIPA ITS atas arahan dan bantuannya selama penulis menempuh pendidikan di Program Magister Jurusan Statistika ITS.
5. Ibu Santi Puteri Rahayu, M.Si, Ph.D selaku dosen wali, seluruh Bapak/Ibu dosen pengajar yang telah memberikan ilmu dan pengalaman yang bermanfaat kepada penulis, serta segenap karyawan dan keluarga besar Jurusan Statistika FMIPA ITS atas segala dukungan dan bantuannya.
6. Kedua orangtua tercinta yang telah membesarkan, mendidik, dan mendoakan penulis tanpa henti. Adik-adik tersayang, serta seluruh keluarga atas segala dorongan, semangat, serta doa dalam proses penulisan tesis ini.

7. Sahabat-sahabat di ARH48: Yani, Mbak Dian, Mpih, Mbak Nike, Mbak Widi, dan Yanti. Terima kasih untuk segala dukungan, bantuan, keceriaan dan kebersamaannya selama ini. Kebersamaan dengan kalian adalah hal yang paling disyukuri oleh penulis.
8. Teman sebimbingan dan seperjuangan Mas Mur. Terima kasih untuk semua nasehat dan pelajaran yang telah diberikan.
9. Teman-teman BPS angkatan 8: Mas Ali selaku Ketua Kelas, Mbak Afni selaku Bendahara kelas, Vivin, Maul, Mbak Nita, Aan, Mas Arip Fatih, Mas Duto, Bang Rory, Bang Henri, dan Bang Zablin. Terima kasih atas segala bantuan, kebersamaan, dan kekompakannya selama menjalani pendidikan di ITS.
10. Teman-teman reguler angkatan 2014, Pak Irul serta semua pihak yang tidak bisa disebutkan satu per satu. Penulis menyampaikan rasa terima kasih atas kritik, saran, dan masukannya.

Penulis menyadari bahwa tesis ini masih jauh dari sempurna. Oleh karena itu, kritik maupun saran yang bersifat membangun sangat penulis harapkan demi perbaikan tesis ini. Akhirnya, penulis berharap mudah-mudahan tesis ini bermanfaat untuk semua pihak yang memerlukan.

Surabaya, Januari 2016

Penulis

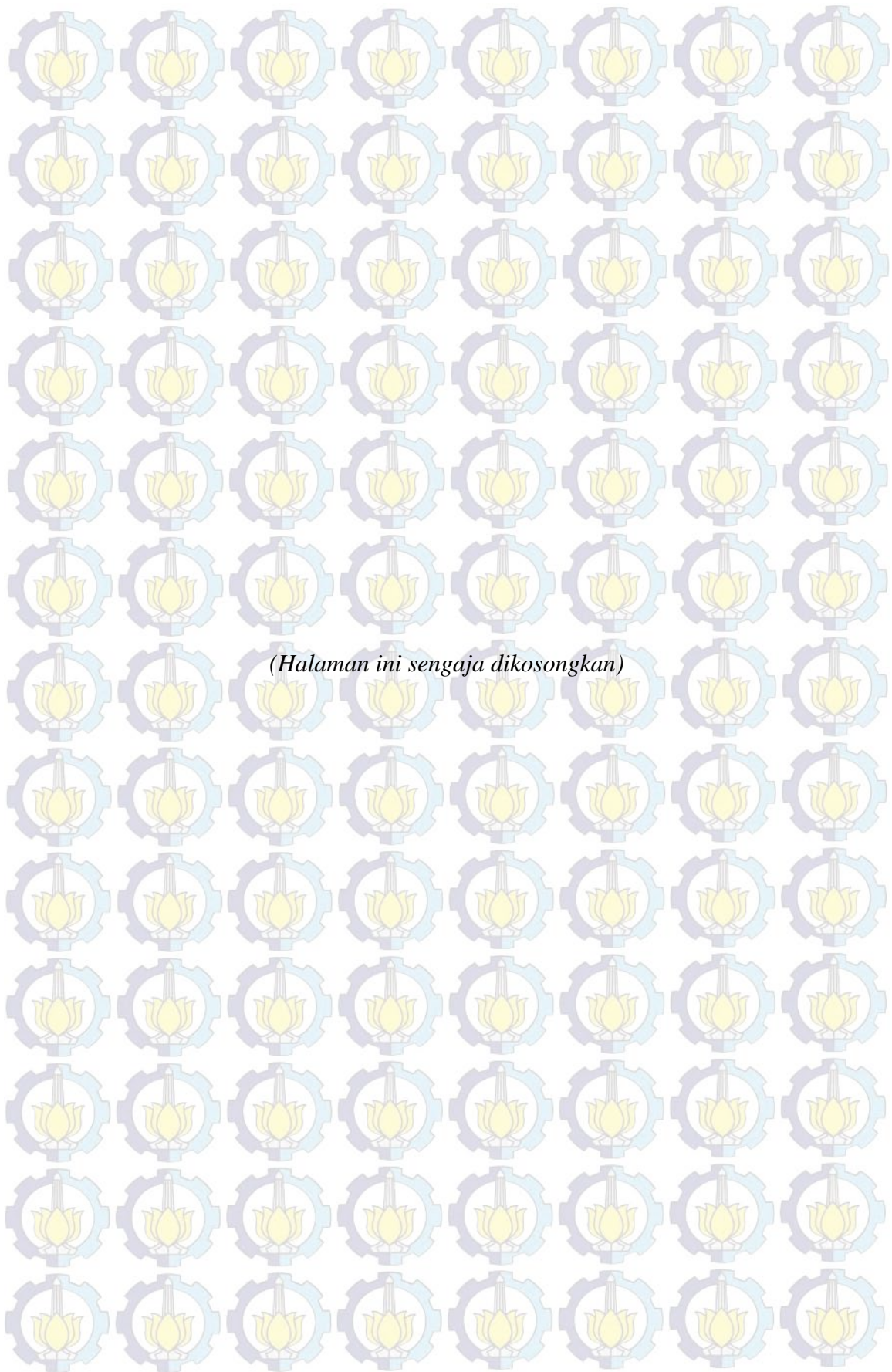
PERAMALAN INFLASI UMUM DAN INFLASI MENURUT KELOMPOK PENGELUARAN DENGAN METODE HIBRIDA ARIMAX-NN

Nama mahasiswa : Santi Eksiandayani
NRP : 1314201718
Pembimbing : Dr. Suhartono, M.Sc
Dr. rer. pol. Dedy Dwi Prastyo, M.Si

ABSTRAK

Inflasi menjadi salah satu komponen penting dalam perekonomian suatu negara, merupakan indikator kenaikan harga barang dan jasa secara umum. Inflasi di Indonesia banyak dipengaruhi oleh faktor-faktor eksternal. Oleh karena itu penting untuk memodelkan peramalan inflasi dengan memperhitungkan pengaruh dari faktor-faktor tersebut. Pada penelitian ini hanya dibatasi pada inflasi umum, inflasi bahan makanan dan inflasi perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar. Faktor-faktor yang diduga mempengaruhi inflasi antara lain jumlah uang beredar, nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika dan IHSG. Selain faktor-faktor tersebut, terdapat kejadian-kejadian yang diduga memberikan intervensi terhadap inflasi, antara lain kenaikan BBM dan kenaikan TDL. Pemodelan peramalan inflasi pada penelitian ini akan menggunakan metode hibrida ARIMAX-NN yang merupakan penggabungan dari model linier dan nonlinier. Peramalan dengan model hibrida ARIMAX-NN ini akan dibandingkan dengan model klasik ARIMA dan ARIMAX. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa metode hibrida ARIMAX-NN memberikan hasil terbaik dalam pemodelan peramalan inflasi umum, inflasi bahan makanan dan inflasi perumahan air, listrik, gas dan bahan bakar. Jumlah uang beredar berpengaruh signifikan terhadap inflasi umum dan inflasi perumahan air, listrik, gas dan bahan bakar. Nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika memberikan pengaruh terhadap inflasi bahan makanan. Sedangkan IHSG tidak berpengaruh terhadap ketiga inflasi tersebut. Kejadian yang memberikan intervensi terhadap ketiga inflasi tersebut adalah kenaikan BBM Oktober 2005, dengan kenaikan bensin premium sebesar 88% dan solar 105%.

Kata Kunci : Inflasi, hibrida ARIMAX-NN, ARIMAX, *Neural Network* (NN)



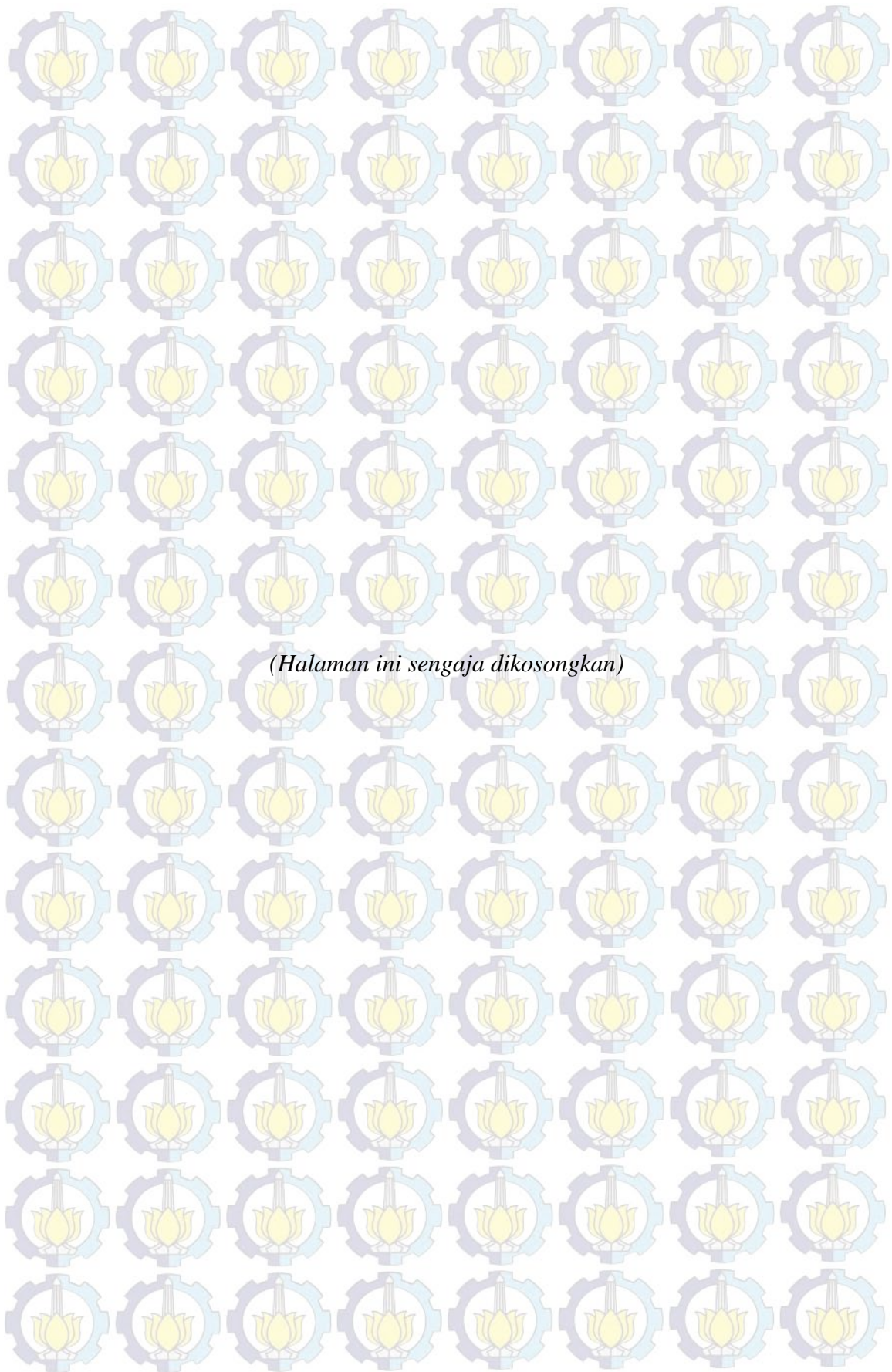
HYBRID ARIMAX-NN MODEL FOR FORECASTING OF INFLATION AND INFLATION BY EXPENDITURE

Name : Santi Eksiandayani
NRP : 1314201718
Supervisors : Dr. Suhartono, M.Sc
Dr.rer.pol. Dedy Dwi Prastyo, M.Si

ABSTRACT

In general, Inflation became an important component in the economy of a country, is an indicator of the increase in prices of goods and services. There are lots of external factors to influence the inflation in Indonesia. Therefore it is important to model the inflation forecasting by taking the influence of these factors. This study is only discusses about general inflation, foodstuff inflation and housing, water, electricity, gas and fuel inflation. The money supply, the exchange rate Rupiah to the US dollar and Jakarta Composite Index (JCI) are estimated to affect the inflation. In addition to these factors, there are some events that are expected to provide intervention to the inflation, such as the increase in fuel price and TDL. This study uses hybrid method ARIMAX-NN which is a combination of linear and nonlinear models to forecast the inflation. The hybrid model will be compared with the classical models ARIMA and ARIMAX. The results showed that hybrid ARIMAX-NN provide the best results in forecasting for general inflation, foodstuff inflation and housing water, electricity, gas and fuel inflation. The money supply has significant effect on general inflation and housing, water, electricity, gas and fuel inflation. The Rupiah exchange rate to the US dollar have effect to the foodstuff inflation. The increase of fuel prices in October 2005, gasoline and diesel increased to be 88% and 105%, made the intervention to all of these inflations.

Key Words : Inflation, hybrid ARIMAX-NN, ARIMAX, Neural Network (NN)



BAB 1

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Inflasi memiliki peranan penting dalam perekonomian suatu bangsa yaitu sebagai indikator kenaikan harga barang dan jasa secara umum. Inflasi dihitung dari perubahan Indeks Harga Konsumen (IHK). Dalam menyusun IHK ini, data harga konsumen barang dan jasa dikelompokkan dalam tujuh kelompok pengeluaran yaitu: (1) Bahan makanan, (2) Makanan jadi, minuman, rokok dan tembakau, (3) Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar, (4) Sandang, (5) Kesehatan, (6) Pendidikan, rekreasi dan olahraga dan (7) Transport, komunikasi dan jasa keuangan. Sehingga selain inflasi umum yang sudah dikenal luas, terdapat juga inflasi menurut kelompok pengeluaran.

Tingkat inflasi ini selalu berubah dari satu periode ke periode selanjutnya. Adakalanya tingkat inflasi meningkat cukup tinggi dengan tiba-tiba sebagai akibat suatu peristiwa tertentu yang berlaku di luar perkiraan. Peristiwa-peristiwa ini biasa disebut sebagai faktor kejutan (*shock*). Dilihat dari karakteristiknya, tingkat inflasi di Indonesia sering dipengaruhi oleh faktor kejutan. Faktor kejutan tersebut dapat berupa bencana alam seperti banjir, gempa bumi, kekeringan dan lain sebagainya. Selain itu, dapat pula berupa adanya kebijakan yang baru diterapkan oleh pemerintah, seperti kenaikan harga Bahan Bakar Minyak (BBM), kenaikan Tarif Dasar Listrik (TDL) dan lain sebagainya. Menghadapi masalah tingkat inflasi yang meningkat secara tiba-tiba, pemerintah perlu menyusun kebijakan-kebijakan yang bertujuan untuk menjaga kestabilan inflasi.

Salah satu upaya pemerintah untuk menjaga kestabilan inflasi ini yaitu melalui kebijakan moneter. Pelaksana dari kebijakan moneter ini umumnya berada pada Bank Sentral. Di Indonesia, wewenang yang berkaitan dengan kebijakan moneter dalam rangka menjaga kestabilan inflasi ini ada pada Bank Indonesia. Salah satu kebijakan moneter tersebut adalah menetapkan jumlah uang beredar. Pengaruh dari kebijakan moneter yang diambil terhadap inflasi umumnya baru terlihat pada periode selanjutnya. Selain pengaruh dari kebijakan moneter,

ada faktor-faktor yang berpengaruh terhadap inflasi. Oleh sebab itu perlu adanya model peramalan terhadap tingkat inflasi yang memperhitungkan pengaruh faktor-faktor tersebut. Dengan adanya model peramalan seperti ini maka diharapkan kebijakan pemerintah terutama di bidang moneter lebih terarah.

Penelitian mengenai peramalan inflasi telah banyak dilakukan. Sampai saat ini bahasan mengenai peramalan inflasi masih banyak dianalisis. Terbukti dari hasil pencarian melalui situs pencari informasi google pada tanggal 23 September 2015 terdapat 238.000 informasi yang berhubungan dengan peramalan inflasi. Selain itu dari hasil pencarian melalui situs *science direct* pada tanggal 7 Oktober 2015 diperoleh 21.588 buku maupun jurnal yang menganalisis mengenai peramalan inflasi. Beberapa penelitian mengenai peramalan inflasi tersebut antara lain Stock dan Watson (1999) yang melakukan peramalan inflasi di Amerika Serikat dengan menggunakan model *Phillips Curve*. Moser, Rumler dan Scharler (2007) membandingkan faktor models, VAR dan ARIMA dalam meramalkan inflasi di Austria. Kichian dan Rumler (2014) menggunakan pendekatan *New Keynesian Phillips Curve* untuk melakukan peramalan inflasi di Kanada. Baciuc (2015) menggunakan metode ARIMA untuk meramalkan inflasi di Rumania.

Penelitian mengenai peramalan inflasi juga banyak yang telah dilakukan di Indonesia antara lain Silfiani dan Suhartono (2012) dengan metode gabungan ARIMA dan ANN. Nuha (2013) dengan menggunakan metode *Self-Exciting Threshold Autoregressive* (SETAR). Lestari, Kusdarwati dan Astutik (2014) dengan metode fungsi transfer *multi input EGARCH in mean*., Stephani, Suharsono dan Suhartono (2015) dengan menggunakan metode *Adaptive Network-based Fuzzy Inference System* (ANFIS).

Pada penelitian ini menggunakan metode hibrida ARIMAX-NN dalam memodelkan peramalan inflasi di Indonesia. Metode hibrida ARIMAX-NN merupakan salah satu dari metode analisis data runtun waktu atau *time series*. Pada awal perkembangan *time series*, Yale (1927) memberikan kontribusi besar dengan memperkenalkan gagasan bahwa setiap *time series* dapat direalisasikan dari sebuah proses stokastik. Berawal dari ide ini maka berkembang berbagai metode *time series*. Salah satu metode yang banyak digunakan adalah model

ARIMA. Model ARIMA ini diperkenalkan oleh Box dan Jenkins (1976). Model ini sampai saat ini masih banyak digunakan terutama sebagai metode pembandingan.

Dalam perkembangannya model ARIMA yang memperhitungkan adanya faktor eksogen dikenal dengan model ARIMAX. Faktor eksogen ini dapat berupa data kuantitatif maupun data kualitatif. Metode ARIMAX ini digunakan pada beberapa penelitian seperti meramalkan pajak wisatawan di Turki (Akal, 2004), memodelkan infeksi malaria di wilayah endemis di Bhutan (Wangdi dkk., 2010) dan juga memodelkan transmisi leptospirosis musiman di Thailand (Chadsuthi dkk., 2012) dan Suhartono, Lee dan Prastyo (2015) menggunakan ARIMAX untuk meramalkan penjualan celana jeans dengan memperhatikan efek variasi kalender.

Beberapa tahun belakangan ini mulai berkembang model nonlinier, yang artinya hubungan antara kejadian di masa lalu dan sekarang bersifat nonlinier. Model nonlinier ini dianggap lebih mewakili kondisi data yang ada, karena jarang ditemui data yang memenuhi asumsi-asumsi yang terdapat pada model linier. Sampai saat ini model nonlinier ini masih terus mengalami perkembangan.

Artificial Neural Network (ANN) atau biasa disebut dengan *Neural Network* (NN) adalah salah satu model nonlinier yang sering digunakan. Gagasan utama dari NN adalah *input*, atau variabel dependen, melalui satu atau lebih *layer* tersembunyi sebelum mencapai *output*. Menurut Zhang (2003) keunggulan utama dari NN adalah kemampuan yang fleksibel dalam memodelkan data nonlinier. Meskipun NN memiliki kelebihan dalam akurasi peramalan, namun hasilnya pada beberapa kondisi tertentu tidak konsisten. Pada beberapa penelitian NN menunjukkan secara signifikan lebih baik dibandingkan model linier dengan hasil peramalan lebih konsisten dan akurat, namun pada penelitian yang lain NN menunjukkan hasil yang tidak konsisten (Khashei dan Bijari, 2011).

Model NN sudah banyak digunakan dalam peramalan inflasi antara lain peramalan inflasi Amerika Serikat, Jepang dan Eropa (McNelis dan McAdam, 2004), peramalan inflasi Amerika Serikat (Nakamura, 2005), peramalan inflasi Pakistan (Haider dan Hanif, 2007), dan peramalan inflasi bulanan pada 28 negara OECD (Choudhary dan Haider, 2010).

Dalam perkembangannya muncul metode hibrida (*ensembles methods*). Metode hibrida beberapa model diharapkan menghasilkan prediksi/ramalan yang lebih akurat. Bates dan Granger (1969) menunjukkan bahwa melalui metode hibrida dapat meningkatkan tingkat akurasi. Hibrida NN merupakan salah satu metode yang dikenal dalam peramalan data time series.(Barrow, Crone dan Kou) Gabungan NN digunakan secara signifikan dalam meningkatkan akurasi model pada peramalan time series (Crone, 2007)

Pada tahun 2003, Zhang memperkenalkan pendekatan hibrida untuk peramalan *time series* dengan menggabungkan ARIMA dan NN model. Zhang menyebutkan tiga alasan menggunakan model hibrida yaitu pertama, pada prakteknya sulit untuk menentukan apakah data *time series* dihasilkan dari sebuah proses linier atau nonlinier. Kedua, pada data *time series* sebenarnya jarang yang murni linier seluruhnya maupun yang murni nonlinier seluruhnya. Ketiga, secara umum telah disetujui dalam literatur peramalan bahwa tidak ada satu metode yang sesuai dengan semua kondisi.

Metode hibrida ARIMA-NN telah banyak diterapkan pada beberapa penelitian pada beberapa data real. Antara lain data sunspot, data *Canadian lynx* dan data nilai tukar (Zhang, 2003), data kualitas udara di perkotaan Chile (Diaz-Robles dkk., 2008) dan data kualitas air di Turki (Faruk, 2010). Dari beberapa penelitian tersebut menunjukkan bahwa model hibrida ARIMA-NN lebih baik dibandingkan model ARIMA atau ANN.

Penelitian ini menggunakan metode hibrida ARIMAX-NN. ARIMAX merupakan metode ARIMA dengan menambahkan faktor eksogen. Penelitian sebelumnya yang menggunakan metode hibrida ARIMAX-NN adalah Bennet, Stewart dan Lu (2014). Mereka menggunakan metode hibrida ARIMAX-NN untuk meramalkan jaringan distribusi listrik bertegangan rendah pada perumahan di Brisbane, Queensland, Australia. Mereka pertama-tama melakukan peramalan dengan menggunakan ARIMAX, kemudian error dari ARIMAX tersebut dimodelkan dengan menggunakan ANN. Pada penelitian tersebut ARIMAX yang digunakan adalah model fungsi transfer. Hasil dari penelitian tersebut model hibrida ARIMAX-NN memberikan hasil ramalan yang lebih baik dibandingkan dengan model ARIMAX dan ANN.

Seperti telah disebutkan sebelumnya, data inflasi di Indonesia diduga dipengaruhi oleh beberapa faktor. Untuk memperoleh hasil ramalan yang lebih akurat, pada penelitian ini faktor-faktor yang mempengaruhi inflasi tersebut akan digunakan sebagai faktor eksogen dalam peramalan inflasi. Faktor eksogen tersebut antara lain jumlah uang beredar, Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) dan nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika. Selain faktor eksogen tersebut terdapat kejadian-kejadian intervensi yang akan dianalisis pengaruhnya terhadap inflasi umum maupun inflasi menurut kelompok pengeluaran. Kejadian-kejadian intervensi tersebut antara lain kenaikan BBM Oktober 2005, kenaikan BBM Mei 2008, kenaikan TDL Juli 2010 dan kenaikan BBM Juni 2013.

Berbeda dengan Bannet dkk. (2014) yang menggunakan fungsi transfer dalam metode ARIMAX. Pada penelitian ini selain menggunakan fungsi transfer, juga memasukkan model intervensi ke dalam model ARIMAX. Metode hibrida ARIMAX-NN ini akan dibandingkan dengan metode klasik ARIMA dan ARIMAX, untuk memutuskan apakah metode hibrida ARIMAX-NN lebih baik dalam meramalkan inflasi umum maupun inflasi menurut kelompok pengeluaran.

1.2. Perumusan Masalah

Berdasarkan pendahuluan di atas, maka rumusan masalah dalam penelitian ini adalah:

1. Bagaimana pengaruh dari variabel-variabel ekonomi makro seperti IHSG, nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika dan jumlah uang beredar terhadap inflasi baik inflasi umum maupun inflasi menurut kelompok pengeluaran pada satu waktu?
2. Apakah kejadian-kejadian seperti kenaikan BBM dan kenaikan TDL memberikan pengaruh terhadap inflasi umum dan inflasi menurut pengeluaran?
3. Apakah metode peramalan dengan hibrida ARIMAX-NN lebih baik dalam meramalkan masing-masing inflasi dibandingkan dengan metode lainnya (ARIMA, dan ARIMAX)?

1.3. Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah:

1. Mengidentifikasi besarnya pengaruh dari variabel-variabel ekonomi makro seperti IHSG, nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika dan jumlah uang beredar terhadap inflasi baik inflasi umum maupun inflasi menurut kelompok pengeluaran.
2. Menjelaskan pengaruh dari kejadian-kejadian seperti kenaikan BBM dan kenaikan TDL terhadap inflasi umum dan inflasi menurut kelompok pengeluaran pada satu waktu.
3. Memutuskan metode peramalan terbaik untuk inflasi umum dan inflasi menurut kelompok pengeluaran.

1.4. Manfaat Penelitian

Manfaat dari penelitian ini antara lain:

1. Dengan mengetahui pengaruh dari variabel-variabel ekonomi makro terhadap inflasi baik inflasi umum maupun inflasi menurut kelompok pengeluaran, diharapkan dapat memberikan masukan kepada pemerintah dalam menentukan kebijakan untuk mengendalikan inflasi.
2. Memberikan masukan kepada pemerintah mengenai kejadian-kejadian yang berpengaruh terhadap inflasi baik inflasi umum maupun inflasi menurut kelompok pengeluaran. Sehingga untuk masa yang akan datang kejadian-kejadian tersebut dapat diantisipasi sehingga tidak berpengaruh signifikan terhadap inflasi.

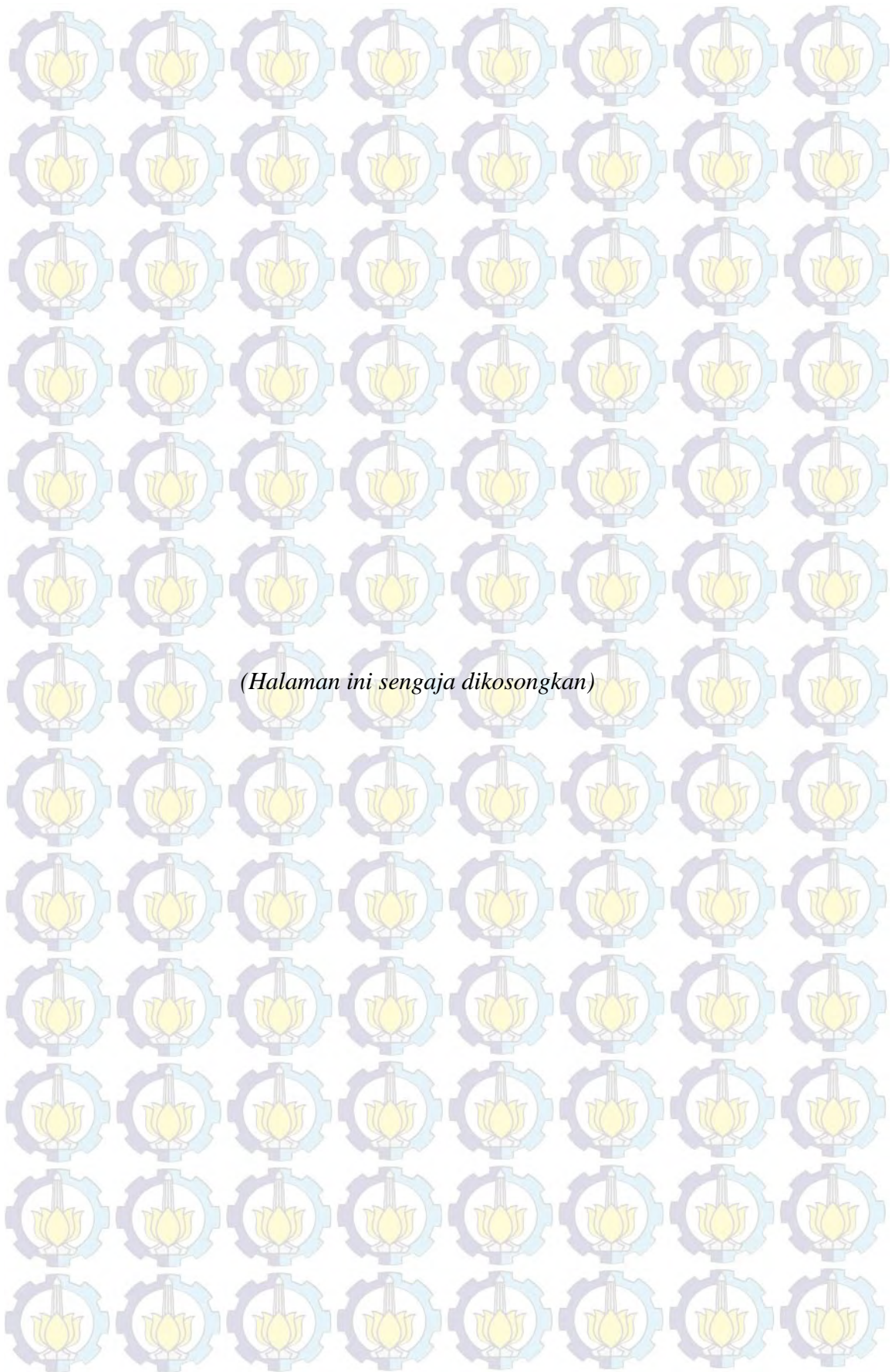
1.5. Batasan Penelitian

Menurut perkembangannya Inflasi di Indonesia dipengaruhi oleh beberapa faktor. Baik faktor yang berupa kebijakan dari pemerintah maupun faktor diluar kebijakan pemerintah. Faktor-faktor ini dapat berupa data kuantitatif dan kualitatif. Pada penelitian ini faktor-faktor yang berupa data kuantitatif akan dianalisis pengaruhnya terhadap inflasi adalah jumlah uang beredar, nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika Serikat dan IHSG. Sedangkan faktor yang berupa

data kualitatif adalah kenaikan BBM Oktober 2005, kenaikan BBM Mei 2008, kenaikan TDL Juli 2010 serta kenaikan BBM Juni 2013.

Inflasi kelompok pengeluaran yang akan dibahas pada penelitian hanya inflasi bahan makanan dan inflasi perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar. Kedua kelompok inflasi tersebut memiliki rata-rata nilai konsumsi terbesar dalam penyusunan inflasi umum. Hal ini menunjukkan bahwa nilai konsumsi terbesar masyarakat berkisar antara kedua kelompok tersebut.

Metode yang akan dibandingkan untuk menyusun model terbaik peramalan inflasi umum dan inflasi menurut kelompok pengeluaran pada penelitian ini antara lain hibrida ARIMAX-NN dan metode klasik ARIMA dan ARIMAX.



BAB 2

TINJAUAN PUSTAKA

Pada bagian ini akan dijelaskan teori-teori yang berkaitan dengan inflasi di Indonesia beserta variabel-variabel moneter yang mempengaruhi dan kejadian intervensi yang digunakan dalam penelitian ini. Serta akan dijelaskan mengenai analisis yang digunakan dalam penelitian ini, yang meliputi konsep dasar *time series*, model ARIMA, model ARIMAX, model *neural networks* (NN), model hibrida ARIMA-NN dan model hibrida ARIMAX-NN.

2.1 Inflasi

BPS mendefinisikan inflasi sebagai kenaikan harga barang dan jasa secara umum dimana barang dan jasa tersebut merupakan kebutuhan pokok masyarakat atau inflasi merupakan turunya daya jual mata uang suatu negara. Tingkat inflasi berbeda dari satu periode ke periode lainnya. Berdasarkan nilainya Sukirno (2013) membedakan inflasi menjadi tiga:

1. Tingkat inflasi sangat rendah, yang nilainya tidak lebih dari tiga persen
2. Tingkat inflasi moderat/ sederhana tingkat inflasinya sekitar empat sampai sepuluh persen
3. Hiperinflasi mencapai tingkat beberapa puluh atau beberapa ratus persen

Inflasi yang sangat tinggi inilah yang dihindari karena memberikan dampak buruk terhadap perekonomian suatu negara dan juga kesejahteraan masyarakatnya.

Inflasi ini dihitung dengan menggunakan Indeks Harga Konsumen (IHK).

IHK di Indonesia dihitung dengan rumus Laspeyres termodifikasi sebagai berikut:

$$IHK_t = \frac{\sum_{i=1}^g \frac{H_{ti}}{H_{(t-1)i}} H_{(t-1)i} J_{0i}}{\sum_{i=1}^g H_{0i} J_{0i}}, \quad (2.1)$$

dengan:

IHK_t = indeks harga konsumen bulan ke- t

H_{ti} = harga jenis barang/jasa i pada bulan ke t

$H_{(t-1)i}$ = harga jenis barang/jasa i pada bulan ke $(t - 1)$

$\frac{H_{ti}}{H_{(t-1)i}}$ = Relatif Harga (RH) jenis barang/jasa i pada bulan ke t

$H_{(t-1)i}J_{0i}$ = Nilai konsumsi (NK) jenis barang/jasa i pada bulan $(t - 1)$

$H_{0i}J_{0i}$ = Nilai Konsumsi (NK) jenis barang/jasa i pada tahun dasar

g = banyaknya jenis barang/jasa yang tercakup dalam paket komoditas IHK

Dalam penghitungan rata-rata harga komoditas, ukuran yang digunakan adalah rata-rata aritmatik, tetapi untuk beberapa komoditas seperti beras, minyak goreng, bensin, dan sebagainya digunakan rata-rata geometri. Rumus penghitungan inflasi sebagai berikut:

$$Inflasi_t = \frac{IHK_t - IHK_{t-1}}{IHK_{t-1}} 100\%. \quad (2.2)$$

Dalam menyusun IHK, data harga konsumen diperoleh dari 82 kota, mencakup antara 225 sampai dengan 462 barang dan jasa yang dikelompokkan ke dalam tujuh kelompok pengeluaran yaitu: (1) Bahan makanan, (2) Makanan jadi, minuman, rokok dan tembakau, (3) Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar, (4) Sandang, (5) Kesehatan, (6) Pendidikan, rekreasi dan olah raga, dan (7) Transpor, komunikasi dan jasa keuangan. Jumlah jenis barang/jasa pada masing-masing kelompok bervariasi pada masing-masing kota. Untuk kelompok bahan makanan jumlah jenis barang/jasa berkisar antara 59 sampai dengan 119 barang/jasa. Kelompok makanan jadi, minuman, rokok dan tembakau terdapat antara 20 sampai dengan 62 barang/jasa. Kelompok perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar terdiri antara 33 sampai dengan 74 barang/jasa. Kelompok sandang terdapat antara 37 sampai dengan 72 barang/jasa. Kelompok kesehatan mencakup 24 sampai dengan 46 barang/jasa. Kelompok pendidikan, rekreasi dan olah raga terdapat 26 sampai dengan 53 barang/jasa. Terakhir kelompok transpor, komunikasi dan jasa keuangan terdiri antara 24 sampai dengan 47 barang/jasa.

Dari masing-masing kelompok pengeluaran ini dihasilkan inflasi menurut kelompok pengeluaran. Dengan demikian, pengaruh inflasi terhadap kesejahteraan segmen penduduk akan sangat bergantung pada jenis komoditi apa yang menjadi penyebab inflasi tersebut. Jika komoditas yang berkontribusi terhadap inflasi

didominasi oleh komoditas yang banyak dikonsumsi oleh lapisan terbesar masyarakat kelas bawah, maka inflasi akan sangat berpengaruh pada kelompok tersebut, tetapi tidak akan berpengaruh pada masyarakat kelas atas (Hasbullah, 2012).

2.2 Inflasi dan Faktor-Faktor yang Mempengaruhi

Kebijakan moneter merupakan bagian yang tidak terpisahkan dari kebijakan ekonomi makro dalam mendorong pembangunan ekonomi nasional untuk meningkatkan kesejahteraan masyarakat. Tujuan dari kebijakan moneter Bank Indonesia tercantum dalam UU No.3 Tahun 2004 pasal 7 tentang Bank Indonesia.

Hal yang dimaksud dengan kestabilan nilai rupiah antara lain adalah kestabilan terhadap harga-harga barang dan jasa yang tercermin pada inflasi. Untuk mencapai tujuan tersebut, sejak tahun 2005 Bank Indonesia menerapkan kerangka kebijakan moneter dengan inflasi sebagai sasaran utama kebijakan moneter (*Inflation Targeting Framework*) dengan menganut sistem nilai tukar yang mengambang (*free floating*). Peran kestabilan nilai tukar sangat penting dalam mencapai stabilitas harga dan sistem keuangan. Oleh karenanya, Bank Indonesia juga menjalankan kebijakan nilai tukar untuk mengurangi volatilitas nilai tukar yang berlebihan, bukan untuk mengarahkan nilai tukar pada level tertentu.

Dalam pelaksanaannya, Bank Indonesia memiliki kewenangan untuk melakukan kebijakan moneter melalui penetapan sasaran-sasaran moneter (seperti jumlah uang beredar) dengan tujuan utama menjaga sasaran laju inflasi yang ditetapkan oleh pemerintah.

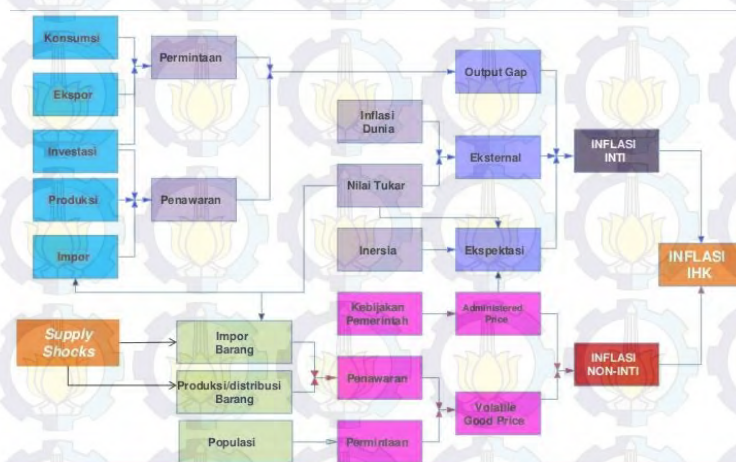
Pada Gambar 2.1 ditunjukkan bagaimana proses kebijakan moneter yang diambil oleh Bank Indonesia berperan dalam pengendalian inflasi di Indonesia. Di Indonesia, strategi kebijakan moneter yang ditempuh oleh Bank Indonesia dilakukan melalui penetapan BI Rate (*policy rate*) yang merupakan sinyal arah kebijakan yang ditempuh. Penetapan BI Rate ini akan mempengaruhi berbagai variabel ekonomi dan keuangan melalui berbagai jalur, yakni: suku bunga kredit,

nilai tukar, harga aset, dan ekspektasi, yang selanjutnya memberi pengaruh pada inflasi.



Gambar 2.1 Kerangka *Inflation Targeting Framework* (ITF) (Bank Indonesia, 2009)

Selain dari kebijakan moneter dari Bank Indonesia terdapat faktor-faktor lain yang mempengaruhi inflasi. Pada Gambar 2.2 ditampilkan keterkaitan faktor-faktor yang mempengaruhi inflasi. Indeks Harga Saham Gabungan merupakan salah satu indikator dalam sektor produksi dan investasi. Secara tidak langsung IHSG juga memiliki pengaruh pada inflasi.



Gambar 2.2 Keterkaitan dan Faktor-Faktor yang Berpengaruh terhadap Inflasi (Bank Indonesia, 2009)

Kebijakan pemerintah lainnya seperti kenaikan harga BBM dan Tarif Dasar Listrik (TDL) juga memberikan pengaruh pada inflasi. Kebijakan ini memberikan faktor *shock* terhadap inflasi. Untuk melihat pengaruh dari kenaikan BBM dan TDL terhadap inflasi, perlu diperhatikan inflasi dari sisi penawaran. Inflasi sisi penawaran merupakan inflasi yang disebabkan oleh kenaikan biaya produksi suatu barang atau jasa. Termasuk dalam kategori tersebut adalah kenaikan harga komoditas global yang diimpor sehingga meningkatkan biaya produksi, dan pada gilirannya (apabila ditransmisikan ke harga konsumen) akan meningkatkan tekanan inflasi. Inflasi jenis ini juga berasal dari kenaikan harga komoditas yang harganya diatur oleh pemerintah (*administered prices*) antara lain BBM dan TDL. Kenaikan harga BBM atau TDL tersebut juga akan memicu peningkatan ongkos produksi atau pengadaan barang atau jasa lainnya, sehingga juga berpotensi meningkatkan tekanan inflasi.

Dalam penghitungan inflasi harga BBM merupakan salah satu komponen yang diperhitungkan dan masuk ke dalam kelompok transpor, komunikasi dan jasa keuangan. Bobot untuk harga BBM terhadap inflasi bervariasi menurut masing-masing kota inflasi (BPS, 2013). Sehingga kenaikan dari harga BBM akan memicu kenaikan inflasi, terutama inflasi umum dan inflasi menurut kelompok transpor, komunikasi dan jasa keuangan.

2.3 Analisis *Time Series*

Data deret waktu (*time series*) merupakan data yang disusun berdasarkan urutan waktu atau data yang dikumpulkan dari waktu ke waktu. Waktu yang digunakan dapat berupa minggu, bulan, tahun dan sebagainya. Analisis data *time series* sering digunakan untuk memodelkan data-data ekonomi. Metode ini menganggap bahwa data-data masa lalu berpengaruh pada data saat ini.

Secara garis besar permodelan data pada analisis *time series* terbagi atas univariat dan multivariat. Pada model univariat peramalan data suatu variabel hanya didasarkan pada nilai variabel itu sendiri pada masa lampau sedangkan model multivariat menambahkan variabel lain yang mempunyai hubungan jangka panjang untuk mendapatkan keakuratan peramalan. Selain itu, jika dilihat dari

hubungan antara data masa lalu dan data saat ini, pemodelan *time series* dibedakan menjadi model *time series* linier dan nonlinier.

2.4 Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)

ARIMA merupakan gabungan dari model *Auto Regressive* (AR) dan *Moving Average* (MA). AR merupakan model yang menyatakan bahwa kejadian sekarang berkaitan dengan kejadian waktu lalu. Sedangkan MA adalah model yang menyatakan bahwa kejadian sekarang berkaitan error waktu lalu. Model ARIMA merupakan model linear yang dapat diaplikasikan pada data musiman maupun non musiman. Dalam buku Wei (2006) model ARIMA (p, d, q) dituliskan sebagai berikut:

$$\phi_p(B)(1 - B)^d Z_t = \theta_0 + \theta_q(B)a_t, \quad (2.3)$$

dengan:

θ_0 = konstanta

$$\phi_p(B) = (1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p)$$

$$\theta_q(B) = (1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q)$$

$$BZ_t = Z_{t-1}$$

$(1 - B)^d$ = differencing dengan orde d

a_t = residual pada waktu ke- t yang *white noise* dengan *mean* 0 dan varians σ_a^2 atau $a_t \sim \text{WN}(0, \sigma_a^2)$.

Apabila data yang digunakan mengandung pola musiman, maka model ARIMA yang digunakan adalah model ARIMA musiman yang dinotasikan sebagai ARIMA $(P, D, Q)^S$. Secara umum model ARIMA $(p, d, q) (P, D, Q)^S$ adalah model ARIMA multiplikatif musiman Box-Jenkins dan dapat ditulis sebagai berikut :

$$\Phi_P(B^S)\phi_p(B)(1 - B)^d(1 - B)^D \dot{Z}_t = \theta_q(B)\Theta_Q(B^S)a_t, \quad (2.4)$$

dengan:

$\phi_p(B)$ = koefisien komponen AR non musiman dengan derajat bebas p

$\Phi_P(B^S)$ = koefisien komponen AR musiman dengan derajat bebas P

$\theta_q(B)$ = koefisien komponen MA non musiman dengan derajat bebas q

$\theta_Q(B^S)$ = koefisien komponen MA musiman dengan derajat bebas Q

$(1 - B)^d$ = *differencing* tanpa musiman dengan orde d

$(1 - B)^D$ = *differencing* musiman S dengan orde D

a_t = residual pada waktu ke- t yang *white noise* dengan *mean* 0 dan varians σ_a^2 atau $a_t \sim \text{WN}(0, \sigma_a^2)$.

Data yang akan dianalisis dengan model ARIMA disyaratkan bersifat stasioner baik stasioner dalam *mean* maupun varians. Stasioner dalam *mean* berarti memiliki rata-rata yang tetap (tidak dipengaruhi jalannya waktu) dan variansnya tetap (*homoskedastisitas*) dan tidak terdapat autokorelasi. Apabila data belum stasioner dalam *mean* maka diatasi dengan proses *differencing*. Sedangkan ketidakstasioneran dalam varians dapat diatasi dengan transformasi Box-Cox.

2.4.1 Identifikasi Model ARIMA

Identifikasi model ARIMA yang sesuai dengan sebaran data yang ada dipilih melalui empat tahapan. Pertama, melakukan plotting data *time series* dan menentukan transformasi yang sesuai. Kedua, menghitung *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF) dari *series* data awal, untuk menentukan perlu tidaknya dilakukan *differencing*. Ketiga, menghitung ACF dan PACF dari data yang telah stasioner, untuk menentukan order dari p dan q .

Tabel 2.1 Karakteristik Pola ACF dan PACF

Model	Pola ACF	Pola PACF
AR(p)	Menurun secara eksponensial	Terpotong sesudah lag p
MA(q)	Terpotong sesudah lag q	Menurun secara eksponensial
ARMA(p,q)	Menurun secara eksponensial setelah lag $(q-p)$	Menurun secara eksponensial setelah lag $(p-q)$

Sumber: Wei (2006)

2.4.2 Pemeriksaan Diagnostik (*Diagnostic Check*)

Tahap pemeriksaan diagnostik dilakukan setelah tahap estimasi parameter model. Pada tahap ini akan dilakukan pengujian apakah model layak atau signifikan secara statistik. Suatu model dikatakan layak jika parameter model signifikan dan *residual* memenuhi asumsi kenormalan dan *white noise*. Sehingga pada pemeriksaan diagnostik akan dilakukan uji signifikansi parameter dan uji kesesuaian model.

Uji signifikansi parameter bertujuan untuk menguji kelayakan parameter model. Tahapan dari uji signifikansi parameter adalah sebagai berikut:

1. Hipotesis:

$$H_0 : \beta = 0 \text{ (}\beta \text{ tidak signifikan)}$$

$$H_1 : \beta \neq 0 \text{ (}\beta \text{ signifikan)}$$

2. Statistik Uji

$$t_{hitung} = \frac{\hat{\beta}}{se(\hat{\beta})}, \quad (2.5)$$

dengan $\hat{\beta}$ adalah penaksir dari β dan $se(\hat{\beta})$ adalah standar error dari $\hat{\beta}$. β merupakan parameter dari persamaan (2.4) ($\phi, \Phi, \theta, \Theta$).

3. Daerah penolakan

Daerah penolakan H_0 adalah $|t_{hitung}| > t_{(\frac{\alpha}{2}; n-n_p)}$, dengan n_p adalah jumlah parameter dalam model, α adalah tingkat kesalahan tipe-I dan n adalah banyaknya observasi.

Uji kesesuaian model dilakukan terhadap residual dari model. Uji kesesuaian model meliputi uji kecukupan model (uji apakah residualnya *white noise*) dan uji kenormalan. Residual yang sudah *white noise* dapat dilihat dari pola ACF dan PACF yang menunjukkan sudah tidak ada yang signifikan pada semua lag dalam dua standar deviasi. Selain itu uji *white noise* dapat dilakukan dengan menggunakan uji Ljung-Box, dengan tahapan sebagai berikut:

1. Hipotesa:

$$H_0 : \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_K \text{ (tidak ada korelasi antar residual)}$$

$$H_1 : \text{Minimal ada satu } \rho_k \neq 0, \text{ untuk } k = 1, 2, \dots, K$$

dengan k adalah lag waktu

2. Statistik Uji

$$Q = n(n+2) \sum_{k=1}^K \frac{\hat{\rho}_k^2}{(n-k)}, \quad (2.6)$$

dimana $\hat{\rho}_k$ adalah estimasi taksiran ACF residual dan n adalah banyaknya observasi.

3. Daerah penolakan

Daerah penolakan H_0 adalah $Q > \chi_{\alpha; k-p-q}^2$

Sedangkan untuk pengujian asumsi normal dapat dilakukan dengan menggunakan uji *Kolmogorov-Smirnov*. Hipotesis yang diuji adalah residual berdistribusi normal (H_0) dan sebaliknya, residual tidak berdistribusi normal (H_1).

Hipotesisnya adalah:

$$H_0 : G(x) = G_o(x)$$

$$H_1 : G(x) \neq G_o(x)$$

Statistik uji yang digunakan adalah:

$$D_{hitung} = \sup |G_n(x) - G_o(x)|, \quad (2.7)$$

dimana $G(x)$ merupakan fungsi distribusi yang belum diketahui, $G_o(x)$ fungsi distribusi normal dan $G_n(x)$ fungsi distribusi dari sampel (*empirical distribution function*). Apabila nilai D_{hitung} lebih kecil dari titik kritis $D_{\alpha, n}$ atau p -value lebih besar dari tingkat signifikansi, maka dapat disimpulkan bahwa residual berdistribusi normal.

2.5 Deteksi Outlier

Suatu data runtun waktu seringkali mengandung pengamatan yang dipengaruhi oleh kejadian-kejadian luar biasa yang tidak terduga dan tanpa disadari seperti pemogokan, wabah perang, krisis politik atau ekonomi yang berkejolak yang mengakibatkan pengamatan tersebut tidak konsisten pada data deret waktunya. Pengamatan seperti ini disebut *outlier* (Wei, 2006). Jika waktu dan penyebab dari gangguan ini diketahui, maka efek dari gangguan ini dapat dianalisis dengan menggunakan analisis intervensi. Tetapi kenyataannya tidak

diketahui waktu kejadiannya. *Outlier* dapat menyebabkan hasil analisis data menjadi tidak *reliable* dan tidak valid, sehingga deteksi *outlier* perlu dilakukan untuk menghilangkan efek *outlier* tersebut.

Deteksi *outlier* pertama kali diperkenalkan oleh Fox (1972) dalam Wei (2006). *Outlier* terdiri dari beberapa tipe, yaitu *additive outlier* (AO), *innovational outlier* (IO), *level shift* (LS) dan *temporary change* (TC). Cara mengatasi *outlier* dengan memasukkan *outlier* dalam model sampai mendapatkan model yang memenuhi asumsi *white noise* dan kenormalan.

2.5.1 Additive Outlier (AO)

Additive outlier (AO) merupakan kejadian yang mempengaruhi suatu deret runtun waktu pada satu waktu saja. Wei (2006) mendefinisikan model *additive outlier* sebagai berikut:

$$Z_t = \begin{cases} X_t, & t \neq T \\ X_t + \omega, & t = T \end{cases} \quad (2.8)$$

$$= X_t + \omega I_t^{(T)} \quad (2.9)$$

$$= \frac{\theta(B)}{\phi(B)} a_t + \omega I_t^{(T)} \quad (2.10)$$

dengan

$$I_t^{(T)} = \begin{cases} 1, & t = T \\ 0, & t \neq T \end{cases} \quad (2.11)$$

X_t adalah model ARIMA sebelum deteksi *outlier*

$I_t^{(T)}$ adalah variabel *outlier* pada waktu ke- T .

2.5.2 Innovational Outlier (IO)

Efek dari *innovational outlier* pada suatu deret waktu adalah lebih rumit jika dibandingkan ketiga tipe *outlier* lainnya. Wei (2006) mendefinisikan model IO sebagai berikut :

$$Z_t = X_t + \frac{\theta(B)}{\phi(B)} \omega I_t^{(T)} \quad (2.12)$$

$$= \frac{\theta(B)}{\phi(B)} (a_t + \omega I_t^{(T)}) \quad (2.13)$$

Efek AO hanya terjadi pada observasi ke- T saja, sedangkan pada IO mempengaruhi seluruh observasi Z_t, Z_{t+1}, \dots melewati waktu T sepanjang memori dari sistem yang diberikan oleh $\frac{\theta(B)}{\phi(B)}$.

Secara umum dalam data runtun waktu dapat mengandung beberapa *outlier* dengan tipe yang berbeda-beda, sehingga dapat dituliskan model *outliernya* secara umum sebagai berikut (Wei, 2006):

$$Z_t = \sum_{j=1}^k \omega_j v_j(B) I_t^{(Tj)} + X_t \quad (2.14)$$

dengan

$$X_t = \frac{\theta(B)}{\phi(B)} a_t$$

$$v_j(B) = \begin{cases} 1, & \text{untuk AO} \\ \frac{\theta(B)}{\phi(B)}, & \text{untuk IO} \end{cases}$$

$I_t^{(T)}$ adalah variabel *outlier* pada waktu ke- T seperti pada persamaan (2.11).

2.5.3 Level Shift (LS)

Level Shift adalah kejadian yang mempengaruhi deret pada satu waktu tertentu dan efek yang diberikan memberikan suatu perubahan yang tiba-tiba dan permanen. Model LS dapat dinyatakan sebagai berikut (Wei, 2006):

$$Z_t = X_t + \frac{1}{(1-B)} \omega_L I_t^{(T)} \quad (2.15)$$

2.5.4 Temporary Change (TC)

Temporary Change adalah suatu kejadian dimana *outlier* menghasilkan efek awal pada waktu ke t sebesar ω_c dan kemudian efek tersebut berkurang secara perlahan sesuai dengan besarnya δ . Model TC dinyatakan sebagai berikut:

$$Z_t = X_t + \frac{1}{(1-\delta B)} \omega_c I_t^{(T)} \quad (2.16)$$

Pada saat $\delta = 0$ maka TC akan menjadi kasus AO sedangkan pada saat $\delta = 1$ maka TC akan menjadi kasus LS.

2.6 *Autoregressive Integrated Moving Average with Exogenous Factor* (ARIMAX)

Model ARIMAX merupakan pengembangan dari model ARIMA. Pada ARIMAX, faktor eksogen yang dianggap signifikan dimasukkan ke dalam model. Model ARIMAX yang digunakan di dalam penulisan ini antara lain model intervensi dan model fungsi transfer multi input.

2.6.1 Fungsi Transfer

Model fungsi transfer merupakan pengembangan dari model Box-Jenkins yang modelnya terdiri dari dua variabel. Model fungsi transfer menggambarkan bahwa nilai prediksi masa depan dari suatu deret waktu (disebut *output series* atau y_t) selain dipengaruhi oleh nilai-nilai masa lalu dari deret waktu itu sendiri juga berdasarkan pula pada satu atau lebih deret waktu yang berhubungan (disebut *input series* atau x_t) dengan *output series* tersebut.

Untuk membentuk model fungsi transfer, *input series* dan *output series* masing-masing harus berautokorelasi dan memiliki korelasi silang yang signifikan. Bentuk umum model fungsi transfer untuk input tunggal (x_t) dan output tunggal (y_t) menurut Wei (2006) adalah:

$$y_t = \mu + v(B)x_t + n_t, \quad (2.17)$$

dengan:

μ = konstanta

y_t = representasi dari *output series* yang stasioner

x_t = representasi dari *input series* yang stasioner

n_t = representasi dari komponen *residual* (deret *noise*) yang mengikuti suatu model ARIMA tertentu

$v(B)$ = bobot respon impuls

Bobot respon impuls atau koefisien model fungsi transfer merupakan susunan bobot pengaruh deret input (x_t) terhadap deret output (y_t) dalam sistem dinamis terhadap seluruh periode waktu yang akan datang. Bobot respon impuls dapat dinyatakan sebagai berikut:

$$v(B) = \frac{\omega(B)B^b}{\delta(B)}, \quad (2.18)$$

sehingga

$$y_t = \mu + \frac{\omega(B)}{\delta(B)} x_{t-b} + n_t, \quad (2.19)$$

dengan:

b = banyaknya periode sebelum input *series* (x_t) mulai berpengaruh terhadap output *series* (y_t)

$$\omega(B) = \omega_0 - \omega_1 B - \dots - \omega_s B^s$$

$$\delta(B) = \delta_0 - \delta_1 B - \dots - \delta_r B^r$$

Identifikasi model fungsi transfer melalui beberapa tahapan, antara lain:

1. Pemutihan (*prewhitening*) input *series*.

Dengan asumsi input *series* x_t mengikuti proses ARMA maka diperoleh

$$\phi_{xp}(B)x_t = \theta_{xp}(B)\alpha_t, \quad (2.20)$$

dengan α_t adalah *white noise* dengan *mean* nol dan varians σ_α^2 , maka

$$\alpha_t = \frac{\phi_{xp}(B)}{\theta_{xp}(B)} x_t, \quad (2.21)$$

dengan

$$\phi_{xp}(B) = (1 - \phi_{x1}B - \dots - \phi_{xp}B^p)$$

$$\theta_{xp}(B) = (1 - \theta_{x1}B - \dots - \theta_{xq}B^q)$$

Series α_t disebut sebagai *prewhitening* input *series*.

2. Menghitung output *series* dengan menggunakan hasil pemutihan dari input *series*. Sehingga diperoleh output *series* yang baru sebagai berikut:

$$\beta_t = \frac{\phi_{xp}(B)}{\theta_{xp}(B)} y_t, \quad (2.22)$$

3. Menghitung *Cross Correlation Function* (CCF) antara α_t dan β_t untuk mengestimasi v_k

$$\hat{v}_k = \frac{\hat{\sigma}_\beta}{\hat{\sigma}_\alpha} \hat{\rho}_{\alpha\beta}(k), \quad (2.23)$$

dengan $\hat{\sigma}_\beta$ dan $\hat{\sigma}_\alpha$ adalah standar deviasi dari β_t dan α_t dan $\hat{\rho}_{\alpha\beta}(k)$ adalah CCF.

4. Mengidentifikasi nilai b , r dan s

Nilai b diidentifikasi dengan mencocokkan pola dari \hat{v}_k dengan pola teoritis yang ada. Setelah nilai (b,s,r) ditentukan, maka dapat diperoleh estimasi fungsi transfer $v(B)$ seperti berikut:

$$\hat{v}(B) = \frac{\hat{\omega}(B)B^b}{\hat{\delta}(B)}, \quad (2.24)$$

5. Penaksiran awal deret gangguan (*noise model*)

Setelah diketahui $\hat{v}(B)$ maka dapat dihitung nilai estimasi deret *noise* sebagai berikut:

$$n_t = y_t - \hat{v}(B)x_t, \quad (2.25)$$

6. Penetapan (p_n, q_n) untuk model ARIMA $(p_n, 0, q_n)$ dari *noise* n_t .

Deret n_t dimodelkan menggunakan ARIMA dengan mengamati pola ACF dan PACF, sehingga diperoleh model ARIMA untuk n_t sebagai berikut:

$$\phi(B)n_t = \theta(B)e_t, \quad (2.26)$$

dengan:

$\phi(B)$ = operator *autoregressive* orde ke- p dari n_t

$\theta(B)$ = operator *moving average* orde ke- q dari n_t

e_t = *residual* dari deret n_t

Dari persamaan (2.24) dan (2.26) jika disubstitusikan pada persamaan (2.19), diperoleh persamaan model fungsi transfer sebagai berikut:

$$y_t = \mu + \frac{\hat{\omega}(B)}{\hat{\delta}(B)} x_{t-b} + \frac{\theta(B)}{\phi(B)} e_t, \quad (2.27)$$

Setelah diperoleh model fungsi transfer selanjutnya selanjutnya dilakukan tahap pemeriksaan diagnostik, dengan langkah-langkah sebagai berikut:

1. Uji korelasi silang antara x_t dengan e_t .

Model fungsi transfer yang layak mensyaratkan antara x_t dengan e_t bersifat independen satu sama lain. Korelasi silang antara x_t dan e_t dapat dideteksi dengan melihat pola *cross correlation* antara a_t dengan \hat{e}_t yang berada di dalam interval dua standart error $2(n - k)^{-1/2}$.

2. Uji normalitas dan autokorelasi (*white noise*) pada e_t .

Seperti halnya ARIMA univariat, pada model fungsi transfer nilai-nilai a_t yang diperoleh harus merupakan deret yang berdistribusi normal dan bersifat random atau tidak memiliki autokorelasi (*white noise*). Untuk uji normalitas dapat digunakan uji statistik *Kolmogorov-Smirnov*. Untuk deteksi *white noise* pada a_t dapat dilakukan dengan melihat pola ACF dan PACF dari e_t yang menunjukkan pola di dalam interval dua standart errornya atau dapat dideteksi dengan menggunakan uji *Chi-square* Ljung-Box.

3. Uji parameter model fungsi transfer.

Sama halnya dengan pengujian parameter pada model ARIMA, pengujian parameter pada model fungsi transfer juga menggunakan uji *t*. Pengujian dilakukan untuk mengetahui layak tidaknya parameter tersebut digunakan dalam model fungsi transfer.

2.6.2 Fungsi Transfer Multi Input

Secara umum, output *series* mungkin bisa dipengaruhi oleh beberapa input *series*, sehingga model kausal untuk fungsi transfer multi input adalah (Wei, 2006):

$$y_t = \sum_{j=1}^l v_j(B)x_{jt} + n_t, \quad (2.28)$$

atau

$$y_t = \sum_{j=1}^l \frac{\omega_j(B)}{\delta_j(B)} B^{b_j} x_{jt} + \frac{\theta(B)}{\phi(B)} e_t, \quad (2.29)$$

dengan $v_j(B)$ adalah fungsi transfer untuk input *series* x_{jt} ke- j dan a_t diasumsikan independen untuk setiap input *series* x_{jt} , $j=1,2,\dots,l$ dan input *series* x_{it} dan x_{jt} tidak berkorelasi untuk $i \neq j$.

2.6.3 Model Intervensi

Model intervensi adalah suatu model statistik dalam kelompok analisis *time series* yang banyak digunakan untuk menjelaskan efek dari suatu kejadian baik internal maupun eksternal yang diperkirakan mempengaruhi variabel yang diramalkan pada suatu data *time series*. Menurut Wei (2006), secara umum terdapat dua tipe variabel intervensi, yaitu fungsi *step* (*step function*) dan fungsi *pulse* (*pulse function*). *Step function* merupakan kejadian intervensi yang terjadi sejak waktu T dan seterusnya dalam waktu yang panjang, misalnya krisis moneter yang dialami Indonesia pada tahun 1997. Secara matematis, bentuk intervensi *step function* dapat dinotasikan sebagai berikut :

$$S_t^{(T)} = \begin{cases} 0, & t < T \\ 1, & t \geq T \end{cases}$$

dimana T adalah waktu mulai terjadinya intervensi.

Sedangkan *pulse function* merupakan kejadian intervensi yang hanya terjadi pada waktu T saja dan tidak berlanjut pada waktu selanjutnya. Secara matematis, bentuk intervensi *pulse function* dapat dinotasikan sebagai berikut :

$$P_t^{(T)} = \begin{cases} 1, & t = T \\ 0, & t \neq T \end{cases}$$

Selanjutnya, jika lebih dari satu jenis intervensi terjadi pada suatu data runtun waktu, maka model intervensi yang sesuai untuk digunakan adalah model intervensi multiplikatif input dengan bentuk umum sebagai berikut (Wei, 2006) :

$$Z_t = \theta_0 + \sum_{j=1}^g \frac{\omega_j(B)B^{b_j}}{\delta_j(B)} I_{jt} + n_t, \quad (2.30)$$

dengan $j = 1, 2, \dots, g$ adalah banyaknya variabel intervensi, θ_0 adalah konstanta dan b_j adalah menyatakan suatu *delay* waktu mulai berpengaruhnya intervensi pada input *series* yang ke- j . Variabel intervensi ini dapat berupa *step function* maupun *pulse function*.

2.7 Uji Nonlinieritas pada Data *Time Series*

Sebelum menerapkan model non linier terlebih dahulu dilakukan uji non linieritas pada data *time series*, hal ini dilakukan untuk memastikan bahwa metode yang digunakan sudah sesuai dengan datanya. Ada beberapa uji nonlinieritas yang sudah dikembangkan antara lain uji RESET, uji *White* dan uji *Langrange Multiplier* (LM). Pada bagian ini akan dibahas mengenai uji LM dengan ekspansi Taylor.

Untuk model *neural network* dengan satu *hidden layer* seperti pada Teräsvirta, Lin dan Granger (1993):

$$y_t = \mathbf{w}_0^o' \mathbf{I}_t + \sum_{j=1}^q w_j^o \left\{ \psi(\mathbf{w}_j^h' \mathbf{I}_t) - \frac{1}{2} \right\} + \mu_t \quad (2.31)$$

dengan q adalah banyaknya unit neuron pada *hidden layer*, diasumsi bahwa $y_t = \mathbf{w}_0^o' \mathbf{I}_t + \mu_t$ adalah stasioner. dengan hipotesis nolnya adalah

$$H_0 : w_1^o = w_2^o = \dots = w_q^o = 0$$

Implementasi praktis dari uji linearitas, merupakan tipe LM yang dikenalkan oleh Teräsvirta dkk. (1993), dapat dilakukan melalui dua statistik uji, yaitu uji χ^2 atau uji F . Prosedur untuk mendapatkan uji χ^2 adalah sebagai berikut:

1. Regresikan y_t pada y_{t-1}, \dots, y_{t-p} dan hitung residual $\hat{\mu}_t = y_t - \hat{y}_t$.
2. Regresikan $\hat{\mu}_t$ pada y_{t-1}, \dots, y_{t-p} dan m prediktor tambahan, dan kemudian hitung koefisien determinasi dari regresi R^2 . Pada uji yang dikenalkan oleh Lee dkk. (1993), m prediktor tambahan ini adalah nilai-nilai dari $\psi(\mathbf{w}_j^h' \mathbf{I}_t)$ pada persamaan (2.31).
3. Hitung $\chi^2 = nR^2$, dengan n adalah banyaknya pengamatan yang digunakan.

Dibawah hipotesis linearitas, χ^2 mendekati distribusi $\chi^2(m)$, dengan m adalah banyaknya prediktor tambahan.

Sedangkan prosedur uji F untuk uji linearitas tipe LM ini adalah sebagai berikut:

1. Regresikan y_t pada y_{t-1}, \dots, y_{t-p} dan hitung nilai-nilai residual $\hat{\mu}_t$ dan hitung jumlah kuadrat residual $SSR_0 = \sum \mu_1^2$.

2. Regresikan $\hat{\mu}_t$ pada y_{t-1}, \dots, y_{t-p} dan m prediktor tambahan, dan kemudian hitung residual $\hat{v}_t = \hat{\mu}_t - \hat{\hat{\mu}}_t$ dan jumlah kuadrat residual $SSR_1 = \sum \hat{v}_t^2$ (m dan prediktor-prediktor yang terlibat bervariasi untuk suatu uji dengan uji yang lain).
3. Hitung

$$F = \frac{(SSR_0 - SSR_1)/m}{SSR_1/(n - p - 1 - m)}$$

dengan n adalah banyaknya pengamatan yang digunakan.

Dibawah hipotesis linearitas, F mendekati distribusi F dengan derajat bebas m dan $(n - p - 1 - m)$. Penggunaan dari uji F menggantikan uji χ^2 ini didasarkan oleh rekomendasi dari teori asimtotis dalam sampel kecil.

2.8 Model Neural Network

Neural Network (NN) merupakan suatu jaringan syaraf yang dibangun untuk meniru cara kerja otak manusia. Dengan NN maka kita dapat memberikan semacam kecerdasan pada sistem, dimana sistem tersebut akan diberikan waktu untuk belajar dan kemudian diharapkan dari proses belajarnya, sistem bisa memberikan solusi dari suatu kasus.

Pada awalnya, NN didesain untuk memodelkan bentuk arsitektur syaraf pada otak manusia. NN digunakan sebagai suatu instrumen untuk menyelesaikan berbagai permasalahan aplikasi seperti *pattern recognition*, *signal processing* dan *process control*. NN merupakan suatu kumpulan dari elemen-elemen pemroses yang saling berhubungan, yang disebut dengan unit-unit atau syaraf- syaraf.

Terdapat tiga jenis layer yang menyusun arsitektur neural network, yaitu input layer, *hidden* layer dan output layer. Input layer berfungsi sebagai tempat data dimasukkan untuk proses lebih lanjut, *hidden* layer merupakan unit proses dari data yang telah dimasukkan, output layer merupakan tempat keluaran hasil dari proses yang telah dilakukan, sedangkan *weights* adalah beban yang selalu berubah setiap diberikan input untuk proses.

2.8.1 Arsitektur dan Klasifikasi *Neural Network*

Secara umum, terdapat tiga jenis NN yang sering digunakan berdasarkan jenis *network*-nya (Brenton, 1999), yaitu:

1. *Single-Layer Neural Network*
2. *Multilayer Perceptron Neural Network*
3. *Recurrent Neural Networks*

Klasifikasi NN dilakukan berdasarkan beberapa ukuran, diantaranya berdasarkan paradigma pembelajaran dan topologi *network*. Berdasarkan topologi *network*-nya NN terbagi menjadi (Krose dan Smagt, 1996):

1. *Feed-forward Networks*

Pada *feed forward neural networks* data dialirkan dari *neuron* input ke *neuron* output dengan alur maju. Pemrosesan data dapat melibatkan beberapa layer tetapi tidak ada koneksi *feedback* ke layer sebelumnya.

2. *Recurrent Networks*

Berbeda dengan *feed-forward networks*, dalam *recurrent networks* terdapat koneksi balik dari output ke input yaitu error dari suatu output dijadikan input.

Berdasarkan paradigma pembelajaran yang digunakan untuk proses *training*, NN terbagi menjadi (Du, 2006):

1. *Supervised Learning Networks*

Proses *learning* didasarkan atas perbandingan secara langsung antara nilai output aktual *network* dengan nilai output yang diinginkan. Bobot koneksi antar *neuron* diatur berdasarkan kombinasi dari nilai data *training* dan nilai error antara nilai output yang diinginkan dengan nilai output aktual *network*.

2. *Unsupervised learning Networks*

Pada *unsupervised learning network* tidak ada nilai target (nilai output yang diinginkan). *Network* mencoba mengasosiasikan informasi dari data input dengan mereduksi dimensi data atau jumlah total data input. Proses *learning* dilakukan semata-mata hanya berdasarkan korelasi antar data input, yang akan digunakan untuk mencari pola signifikan atau istimewa tanpa bantuan seorang “guru”.

3. Reinforcement learning Networks

Reinforcement learning merupakan bentuk khusus dari *supervised learning* dimana nilai target eksak tidak diketahui. Proses *learning* hanya didasarkan pada informasi apakah nilai target mendekati estimasi. *Reinforcement learning* berjalan lebih lambat daripada *supervised learning*.

4. Evolutionary Learning Networks

Pada *Evolutionary Learning Networks* proses *learning* dilakukan dengan menggunakan *evolutionary algorithm* (EA).

2.8.2 Multi Layer Perceptron

Multi Layer Perceptrons (MLP) yang juga dikenal dengan *Feed Forward Neural Networks* atau FFNN adalah bentuk arsitektur NN yang secara umum paling banyak digunakan dalam aplikasi di bidang teknik atau rekayasa. Biasanya, aplikasi NN untuk pemodelan *time series* dan *signal processing* adalah berdasarkan pada arsitektur MLP atau FFNN.

Multi Layer Perceptron (MLP) merupakan arsitektur NN yang tersusun dari beberapa layer. Sebuah MLP memiliki satu input layer, satu atau lebih *hidden* layer, dan satu output layer. Masing-masing layer memiliki *neuron* sejumlah satu atau lebih yang menerima input dari *neuron-neuron* pada layer sebelumnya dan meneruskan output ke *neuron-neuron* pada layer sesudahnya. Tidak ada koneksi antar *neuron* dalam satu layer (Krose dan Smagt, 1996).

Gambar 2.3 adalah suatu contoh dari bentuk khusus FFNN dengan satu *hidden* layer yang terdiri dari q *neuron* dan lapis output yang hanya terdiri dari satu *neuron*. Dalam arsitektur ini, menurut Chong dan Zak (2001) nilai-nilai respon atau output dihitung dengan:

$$\hat{y}_{(t)} = f^0 \left[b^0 + \sum_{j=1}^q \left[w_j^0 f_j^h \left(b_j^h + \sum_{i=1}^p w_{ij}^h x_{i(t)} \right) \right] \right], \quad (2.32)$$

dengan:

$x_{i(t)}$ = variabel input sebanyak p , ($i = 1, 2, \dots, p$)

$y_{(t)}$ = nilai dugaan dari variabel output

t = indeks pasangan data input-target $(x_{i(k)}, y_k)$, $k=1,2,\dots,n$

w_{ij}^h = bobot input ke- i yang menuju *neuron* ke- j pada *hidden layer*,
($j = 1,2,\dots,q$)

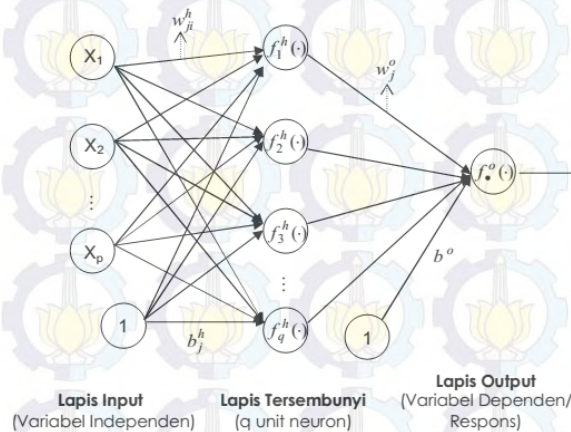
b_j^h = bias pada *neuron* ke- j pada *hidden layer*, ($j = 1,2,\dots,q$)

f_j^h = fungsi aktivasi di *neuron* pada *hidden layer*

w_j^o = bobot dari *neuron* ke- j di *hidden layer* yang menuju *neuron* pada lapis output

b^o = bias pada *neuron* di output layer

f^o = fungsi aktivasi pada *neuron* di output layer.



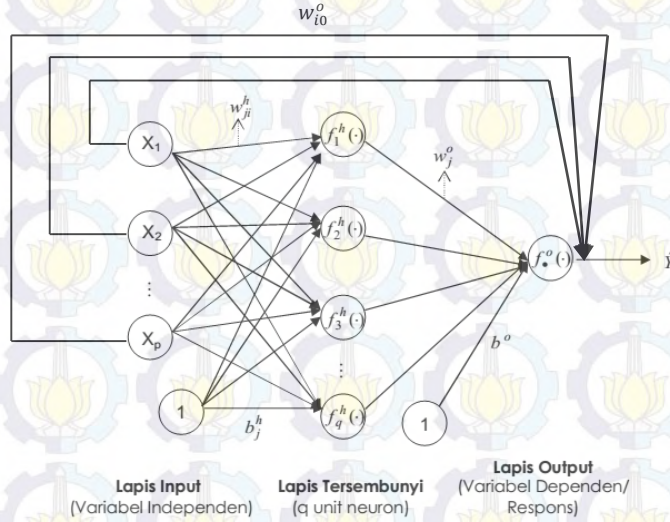
Gambar 2.3 Arsitektur FFNN dengan satu *hidden layer*, p *neuron* input, q *neuron* di *hidden layer*, dan satu *neuron* output.

Bentuk nonlinear fungsi y terjadi melalui suatu fungsi yang disebut fungsi aktivasi f_j^h pada *hidden layer* dan f^o pada output layer, biasanya fungsi halus atau *smooth* seperti fungsi logistik sigmoid atau fungsi tanh. Pada penelitian ini akan digunakan fungsi aktivasi f_j^h yang sama pada *hidden layer* untuk semua neuron yaitu fungsi aktivasi sigmoid.

Pada persamaan (2.32) jika ditambahkan hubungan *skip layer* maka nilai outputnya dihitung dengan menggunakan (Ripley, 1996):

$$\hat{y}_{(t)} = f^o \left[b^o + \sum_{j=1}^q \left[w_{ij}^o f_j^h \left(b_j^h + \sum_{i=1}^p w_{ij}^h x_{i(t)} \right) \right] \right] + \sum_{i=1}^p w_{i0}^o x_{i(t)}, \quad (2.33)$$

dengan w_{i0}^o adalah bobot dari input ke- i yang menuju *neuron* pada lapis output.



Gambar 2.4 Arsitektur FFNN, satu *hidden* layer, p *neuron* input, q *neuron* di *hidden* layer, dan satu *neuron* output dengan menggunakan *skip* layer.

Beberapa notasi akan digunakan untuk memperjelas penjabaran proses input-output FFNN pada Gambar 2.3 di atas. *Superscript* “ h ” digunakan sebagai indeks yang menyatakan *hidden* layer dan “ o ” untuk indeks yang menyatakan output layer. Digunakan juga v_j^h untuk menyatakan nilai setelah proses penjumlahan input dan bobot-bobot (bias termasuk didalamnya) pada *hidden* layer di neuron ke- j , untuk data ke t yaitu:

$$v_{j(t)}^h = \sum_{i=1}^p w_{ij}^h x_{i(t)} + b_j^h, \quad (2.34)$$

Output pada *hidden* layer yang terproses di *neuron* ke- j untuk data ke t adalah

$$a_{j(t)}^h = f_j^h(v_{j(t)}^h) = f_j^h \left(\sum_{i=1}^p w_{ji}^h x_{i(t)} + b_j^h \right), \quad (2.35)$$

Dengan cara yang sama, maka beberapa notasi yang menyatakan penjumlahan input dan bobot-bobot pada output layer untuk data ke t adalah

$$v_{(t)}^0 = \sum_{j=1}^q w_j^0 a_{j(t)}^h + b^0, \quad (2.36)$$

$$a_{(t)}^0 = f^0(v_{(t)}^0) \quad (2.37)$$

Dengan demikian, hubungan antara input $x_{i(t)}$, $i = 1, 2, \dots, p$ dan $t = 1, 2, \dots, n$, dengan output $y_{(t)}$ adalah

$$\begin{aligned} y_{(t)} &= f^0 \left(\sum_{j=1}^q w_j^0 f_j^h(v_{j(t)}^h) + b^0 \right) \\ &= f^0 \left[\sum_{j=1}^q \left[w_j^0 f_j^h \left(\sum_{i=1}^p w_{ij}^h x_{i(t)} + b_j^h \right) + b^0 \right] \right] \\ &= F(x_{1(t)}, x_{2(t)}, \dots, x_{p(t)}), \end{aligned} \quad (2.38)$$

dengan

$$\begin{bmatrix} \hat{y}_1 \\ \hat{y}_2 \\ \vdots \\ \hat{y}_t \\ \vdots \\ \hat{y}_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} F(x_{1(1)}, x_{2(1)}, \dots, x_{p(1)}) \\ F(x_{1(2)}, x_{2(2)}, \dots, x_{p(2)}) \\ \vdots \\ F(x_{1(t)}, x_{2(t)}, \dots, x_{p(t)}) \\ \vdots \\ F(x_{1(n)}, x_{2(n)}, \dots, x_{p(n)}) \end{bmatrix}, \quad (2.39)$$

2.8.3 Algoritma *Backpropagation Learning*

Berdasarkan klasifikasi NN, *backpropagation network* memiliki topologi *feed-forward neural network* dan tergolong dalam *supervised learning network*. Fungsi aktivasi yang digunakan pada *backpropagation network* harus bersifat kontinu, dapat diturunkan (*differentiable*), dan tidak menurun secara monoton (Rojas, 1996). Ada beberapa pilihan fungsi aktivasi pada *backpropagation network* seperti: sigmoid dengan *range* output (0,1), sigmoid bipolar dengan *range* output (-1,1) dan hiperbolik dengan *range* output (-1,1). Fungsi aktivasi yang digunakan adalah fungsi sigmoid karena memiliki *range* output (0,1) dan didefinisikan:

$$f(v) = \frac{1}{1 + e^{-x}}, \quad (2.40)$$

Fungsi turunannya sebagai berikut:

$$f'(v) = f(v)(1 - f(v))$$

Backpropagation network memiliki arsitektur *Multi Layer Perceptron* (MLP) dan menggunakan algoritma pembelajaran *backpropagation learning* untuk mengatur nilai bobot koneksi antar *neuron* berdasarkan data input. Proses *learning* ini dilakukan dengan cara memasukkan sekumpulan data *training* yang terdiri dari sekumpulan pasangan input dan output secara berulang-ulang yang diberikan sampai bobot-bobot tidak berubah lagi (dicapai kondisi konvergen). Setelah *training* selesai, *network* diharapkan bisa beradaptasi terhadap karakteristik-karakteristik dari data *training* dengan cara melakukan peng-update-an bobot antar *neuron*.

Mekanisme kerja algoritma *backpropagation learning* adalah sebagai berikut:

1. Menginisialisasi bobot awal secara acak, hitung MSE dan ΔMSE .
2. Tentukan kondisi berhenti.
3. Selama $\Delta MSE > \text{epsilon}$ lakukan:

Feed forward:

4. Setiap *neuron* input ($x_i, i=1, \dots, p$) menerima input x_i dan mengirimkan ke seluruh *neuron* pada layer di atasnya (*hidden layer*). Terdapat dua macam input pada penelitian ini yaitu input berupa variabel eksogen dan input berupa data itu sendiri pada *time lag* sebelumnya.
5. Setiap *neuron hidden* ($a_j^h, j=1, \dots, q$) menjumlahkan bobot dari input yang akan menjadi fungsi aktivasi:

$$a_j^h = f_j^h \left(b_j^h + \sum_{i=1}^p x_i w_{ij}^h \right), \quad (2.41)$$

kiriman ini ke *neuron-neuron* pada layer di atasnya (*output layer*).

6. Setiap *neuron* output ($\hat{y}_{(t)}, t=1, \dots, n$) menjumlahkan bobot dari *neuron hidden* yang akan menjadi fungsi aktivasi:

$$\hat{y}_{(t)} = f^0 \left(b^0 + \sum_{j=1}^q a_{j(t)}^h w_j^0 \right), \quad (2.42)$$

Backpropagation dari error:

7. Setiap *neuron* output ($\hat{y}_{(t)}$, $k=1,\dots,n$) menerima hasil yang diinginkan atau target $y_{(t)}$ untuk data input tersebut, dengan mendefinisikan suatu fungsi biaya sebagai suatu jumlahan dari kuadrat error data *training*:

$$D = \frac{1}{2} \sum_{t=1}^n (y_t - \hat{y}_{(t)})^2, \quad (2.43)$$

Backpropagation adalah suatu algoritma untuk mendapatkan bobot-bobot pada tiap lapis yang dinotasikan dengan w_{ij}^h dan w_j^0 , dengan cara meminimumkan nilai D seperti persamaan (2.43). Untuk menyederhanakan notasi digunakan symbol \mathbf{w} untuk vector $\mathbf{w} = \{w_{ij}^h, w_j^0 : i = 1, 2, \dots, p, j = 1, 2, \dots, q\}$.

Sehingga fungsi pada persamaan (2.42) dapat ditulis

$$D(\mathbf{w}) = \frac{1}{2} \sum_{t=1}^n \left(y_t - f^0 \left[b^0 + \sum_{j=1}^q \left[w_j^0 f_j^h \left(b_j^h + \sum_{i=1}^p w_{ij}^h x_{i(t)} \right) \right] \right] \right)^2, \quad (2.44)$$

Untuk memformulasikan algoritma tersebut, dibutuhkan perhitungan turunan pertama dari D terhadap tiap-tiap komponen \mathbf{w} . Pertama, akan dilakukan perhitungan turunan parsial dari D terhadap w_j^0 . Untuk itu kita tulis kembali persamaan (2.42) dalam

$$D(\mathbf{w}) = \frac{1}{2} \sum_{t=1}^n \left(y_t - f^0 \left(b^0 + \sum_{j=1}^q a_{j(t)}^h w_j^0 \right) \right)^2, \quad (2.45)$$

dengan $u = 1, 2, \dots, q$ dan

$$a_{j(t)}^h = f_j^h(v_{j(t)}^h) = f_j^h \left(\sum_{i=1}^p w_{ij}^h x_{i(t)} + b_u^h \right)$$

diperoleh

$$\frac{\partial D(\mathbf{w})}{\partial w_j^0} = - \sum_{t=1}^n [y_t - \hat{y}_{(t)}] f^{o'} \left(b^0 + \sum_{j=1}^q a_{j(t)}^h w_j^0 \right) a_{j(t)}^h \quad (2.46)$$

dengan $f^{o'}: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ adalah turunan dari f^o terhadap $v_{(t)}^o$. Untuk menyederhanakan notasi digunakan

$$\delta_{(t)} = (y_{(t)} - \hat{y}_{(t)}) f^{o'} \left(b^o + \sum_{u=1}^q a_{j(t)}^h w_j^o \right), \quad (2.47)$$

Sehingga diperoleh

$$\frac{\partial D(\mathbf{w})}{\partial w_j^o} = - \sum_{t=1}^n \delta_{(t)} a_{j(t)}^h$$

Melalui cara yang sama, penghitungan turunan parsial dari D terhadap b^o adalah

$$\frac{\partial D(\mathbf{w})}{\partial b^o} = - \sum_{t=1}^n [y_t - \hat{y}_{(t)}] f^{o'} \left(b^o + \sum_{u=1}^q a_{j(t)}^h w_u^o \right) \quad (2.48)$$

atau

$$\frac{\partial D(\mathbf{w})}{\partial b^o} = - \sum_{t=1}^n \delta_{(t)},$$

dengan $\delta_{(t)}$ seperti pada persamaan (2.47).

Sehingga diperoleh nilai koreksi bobotnya dengan α sebagai *learning* ratenya:

$$\Delta w_j^o = \alpha \sum_{t=1}^n \delta_{(t)} a_{j(t)}^h, \quad (2.49)$$

dan nilai koreksi biasnya:

$$\Delta b^o = \alpha \sum_{t=1}^n \delta_{(t)}, \quad (2.50)$$

8. Selanjutnya akan dilakukan penurunan perhitungan turunan parsial dari D terhadap w_{ij}^h . Sehingga diperoleh

$$\begin{aligned} \frac{\partial D(\mathbf{w})}{\partial w_{ij}^h} = & - \sum_{t=1}^n [y_t - \hat{y}_{(t)}] f^{o'} \left(b^o + \sum_{j=1}^q a_{j(t)}^h w_j^o \right) w_j^o f_j^{h'} \left(b_j^h \right. \\ & \left. + \sum_{i=1}^p w_{ij}^h x_{i(t)} \right) x_{i(t)} \end{aligned} \quad (2.51)$$

dengan $f_j^{h'}: \mathfrak{R} \rightarrow \mathfrak{R}$ adalah turunan dari f_j^h terhadap $v_{j(t)}^h$. Untuk menyederhanakan notasi digunakan $\delta_{(t)}$ pada persamaan (2.47), sehingga diperoleh

$$\frac{\partial D(\mathbf{w})}{\partial w_{ij}^h} = - \sum_{t=1}^n (\delta_{(t)} w_j^0) [f_j^{h'}(v_{j(t)}^h)] x_{i(t)} \quad (2.52)$$

atau

$$\frac{\partial D(\mathbf{w})}{\partial w_{ij}^h} = - \sum_{t=1}^n \delta_{j(t)} x_{i(t)}$$

dengan

$$\delta_{j(t)} = \delta_{(t)} w_j^0 [f_j^{h'}(v_{j(t)}^h)] \quad (2.53)$$

Dengan cara yang sama, penurunan parsial dari D terhadap b_j^h diperoleh

$$\begin{aligned} \frac{\partial D(\mathbf{w})}{\partial b_j^h} = & - \sum_{t=1}^n [y_t - \hat{y}_{(t)}] f^{o'} \left(b^0 + \sum_{j=1}^q a_{j(t)}^h w_j^0 \right) w_j^0 f_j^{h'} \left(b_j^h \right. \\ & \left. + \sum_{i=1}^p w_{ij}^h x_{i(t)} \right) \end{aligned} \quad (2.54)$$

atau

$$\frac{\partial D(\mathbf{w})}{\partial b_j^h} = - \sum_{t=1}^n (\delta_{(t)} w_j^0) [f_j^{h'}(v_{j(t)}^h)] \quad (2.55)$$

atau

$$\frac{\partial D(\mathbf{w})}{\partial b_j^h} = - \sum_{t=1}^n \delta_{j(t)}$$

dengan $\delta_{j(t)}$ seperti pada persamaaan (2.53).

Sehingga nilai korelasi bobotnya:

$$\Delta w_{ij}^h = \alpha \sum_{t=1}^n \delta_{j(t)} x_{i(t)}, \quad (2.56)$$

Nilai korelasi biasanya:

$$\Delta b_j^h = \alpha \sum_{t=1}^n \delta_{j(t)}, \quad (2.57)$$

Perbaharui bobot dan bias:

9. Setiap *neuron* output ($\hat{y}_{(t)}$, $t=1, \dots, n$) memperbaharui bias dan bobotnya ($j=0, \dots, q$).

$$w_j^0(\text{baru}) = w_j^0(\text{lama}) + \Delta w_j^0, \quad (2.58)$$

Setiap *neuron hidden* (a_j^h , $j=1, \dots, q$) memperbaharui bias dan bobotnya ($i=0, \dots, p$)

$$w_{ij}^h(\text{baru}) = w_{ij}^h(\text{lama}) + \Delta w_{ij}^h, \quad (2.59)$$

10. Uji kondisi berhenti.

$$MSE = \left(\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (y_{(k)} - \hat{y}_{(k)})^2 \right), \quad (2.60)$$

$$\Delta MSE = MSE - MSE_{\text{lama}}, \quad (2.61)$$

Kondisi berhenti apabila $\Delta MSE < \text{epsilon}$.

Untuk mekanisme kerja algoritma *backpropagation* untuk model dengan *skip* layer sama dengan model tanpa *skip* layer pada langkah 1 sampai dengan 5.

Untuk langkah 6 dan selanjutnya dilakukan sebagai berikut:

6. Setiap *neuron* output ($\hat{y}_{(k)}$, $k=1, \dots, n$) menjumlahkan bobot dari *neuron hidden* yang akan menjadi fungsi aktivasi:

$$\hat{y}_{(k)} = f^0 \left(b^0 + \sum_{j=1}^q a_{j(k)}^h w_j^0 \right) + \sum_{i=1}^p w_{i0}^0 x_{i(k)}, \quad (2.62)$$

Backpropagation dari error:

7. Sama seperti pada algoritma *backpropagation* tanpa *skip* layer sebelumnya, pada algoritma *backpropagation* dengan *skip* layer juga didefinisikan fungsi biaya sebagai suatu jumlahan dari kuadrat error data *training* seperti pada persamaan (2.42):

$$D = \frac{1}{2} \sum_{t=1}^n (y_t - \hat{y}_{(t)})^2$$

Backpropagation adalah suatu algoritma untuk mendapatkan bobot-bobot pada tiap lapis yang dinotasikan dengan w_{ij}^h dan w_j^0 , dengan cara meminimumkan nilai D seperti persamaan (2.43). Untuk menyederhanakan notasi digunakan symbol \mathbf{w} untuk vector

$$\mathbf{w} = \{w_{ij}^h, w_j^0, w_{i0}^0 : i = 1, 2, \dots, p, j = 1, 2, \dots, q\}.$$

Sehingga fungsi pada persamaan (2.43) untuk model dengan *skip* layer dapat ditulis

$$D(\mathbf{w}) = \frac{1}{2} \sum_{t=1}^n \left(y_t - \left(f^0 \left[b^0 + \sum_{j=1}^q \left[w_j^0 f_j^h \left(b_j^h + \sum_{i=1}^p w_{ij}^h x_{i(t)} \right) \right] + \sum_{i=1}^p w_{i0}^0 x_{i(t)} \right) \right) \right)^2 \quad (2.63)$$

Untuk menyederhanakan persamaan (2.63) dalam bentuk yang sederhana, dengan

$$v_{j(t)}^h = \sum_{i=1}^p w_{ij}^h x_{i(t)} + b_j^h$$

$$a_{j(t)}^h = f_j^h(v_{j(t)}^h) = f_j^h \left(\sum_{i=1}^p w_{ij}^h x_{i(t)} + b_j^h \right)$$

$$v_{(t)}^0 = \sum_{j=1}^q w_j^0 a_{j(t)}^h + b^0$$

$$a_{(t)}^0 = f^0(v_{(t)}^0)$$

Sehingga persamaan (2.63) dapat disederhanakan menjadi:

$$D(\mathbf{w}) = \frac{1}{2} \sum_{t=1}^n \left(y_t - \left(f^0 \left[b^0 + \sum_{j=1}^q [w_j^0 f_j^h(v_{j(t)}^h)] \right] + \sum_{i=1}^p w_{i0}^0 x_{i(t)} \right) \right)^2$$

$$D(\mathbf{w}) = \frac{1}{2} \sum_{t=1}^n \left(y_t - \left(f^0 \left[b^0 + \sum_{j=1}^q [w_j^0 a_{j(t)}^h] \right] + \sum_{i=1}^p w_{i0}^0 x_{i(t)} \right) \right)^2$$

$$\begin{aligned}
D(\mathbf{w}) &= \frac{1}{2} \sum_{t=1}^n \left(y_t - \left(f^0[v_{(t)}^0] + \sum_{i=1}^p w_{i0}^o x_{i(t)} \right) \right)^2 \\
&= \frac{1}{2} \sum_{t=1}^n \left(y_t - \left(a_{(t)}^0 + \sum_{i=1}^p w_{i0}^o x_{i(t)} \right) \right)^2 \\
&= \frac{1}{2} \sum_{t=1}^n \left(y_t - a_{(t)}^0 - \sum_{i=1}^p w_{i0}^o x_{i(t)} \right)^2. \tag{2.64}
\end{aligned}$$

Untuk memformulasikan algoritma tersebut, dibutuhkan perhitungan turunan pertama dari D terhadap tiap-tiap komponen \mathbf{w} . Pertama, akan dilakukan perhitungan turunan parsial dari D terhadap w_j^0 .

$$\frac{\partial D(\mathbf{w})}{\partial w_j^0} = \frac{\partial D(\mathbf{w})}{\partial a_{(t)}^0} \frac{\partial a_{(t)}^0}{\partial v_{(t)}^0} \frac{\partial v_{(t)}^0}{\partial w_j^0}$$

Jika dimisalkan $i = 1, 2$ dan $j = 1, 2$, proses penurunan ada di Lampiran 3.

Sehingga diperoleh persamaan umum sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
\frac{\partial D(\mathbf{w})}{\partial w_j^0} &= - \sum_{t=1}^n \left(y_t - \left(f^0 \left(\sum_{j=1}^q w_j^0 f_j^h \left(\sum_{i=1}^p w_{ij}^h x_{i(t)} + b_j^h \right) + b^0 \right) + \sum_{i=1}^p w_{i0}^o x_{i(t)} \right) \right) \\
&\quad f_j^{o'} \left(\sum_{j=1}^q w_j^0 f_j^h \left(\sum_{i=1}^p w_{ij}^h x_{i(t)} + b_j^h \right) + b^0 \right) \left(f_j^h \left(\sum_{i=1}^p w_{ij}^h x_{i(t)} + b_j^h \right) \right), \tag{2.65}
\end{aligned}$$

Persamaan (2.65) disederhanakan lagi menjadi

$$\frac{\partial D(\mathbf{w})}{\partial w_j^0} = - \sum_{t=1}^n (y_t - \hat{y}_{(t)}) f_j^{o'} \left(\sum_{j=1}^q w_j^0 f_j^h \left(\sum_{i=1}^p w_{ij}^h x_{i(t)} + b_j^h \right) + b^0 \right) \left(f_j^h \left(\sum_{i=1}^p w_{ij}^h x_{i(t)} + b_j^h \right) \right), \tag{2.66}$$

dengan $f_j^{o'}: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ adalah turunan dari f_j^0 terhadap $v_{(t)}^0$. Untuk menyederhanakan notasi digunakan

$$\tau_{(t)} = (y_{(t)} - \hat{y}_{(t)}) f_j^{o'} \left(b^0 + \sum_{j=1}^q w_j^0 f_j^h \left(\sum_{i=1}^p w_{ij}^h x_{i(t)} + b_j^h \right) \right), \tag{2.67}$$

Sehingga diperoleh

$$\frac{\partial D(\mathbf{w})}{\partial w_j^0} = - \sum_{t=1}^n \tau_{(t)} a_{j(t)}^h, \tag{2.68}$$

Melalui cara yang sama, penghitungan turunan parsial dari E terhadap w_{i0}^o dijabarkan pada Lampiran 4. Diperoleh persamaan umumnya sebagai berikut:

$$\frac{\partial D(\mathbf{w})}{\partial w_{i0}^o} = - \left(\sum_{t=1}^n \left(y_t - \left(f^0 \left(\sum_{j=1}^q w_j^o f_j^h \left(\sum_{i=1}^p w_{ij}^h x_{i(t)} + b_j^h \right) + b^0 \right) + \sum_{i=1}^p w_{i0}^o x_i \right) \right) \right) (x_i) \quad (2.69)$$

Persamaan (2.69) dapat disederhanakan lagi menjadi

$$\frac{\partial D(\mathbf{w})}{\partial w_{i0}^o} = - \left(\sum_{t=1}^n (y_t - \hat{y}_t) \right) (x_i) \quad (2.70)$$

Selanjutnya penghitungan turunan parsial dari E terhadap b^0 disajikan secara lengkap pada Lampiran 5. Diperoleh persamaan umum sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \frac{\partial D(\mathbf{w})}{\partial b^o} &= - \left(\sum_{t=1}^n \left(y_t - \left(a_{(t)}^o + \sum_{i=1}^p w_{i0}^o x_i \right) \right) \right) (f^{o'}(v_{(t)}^o)) \\ &= - \left(\sum_{t=1}^n \left(y_t - \left(f^0 \left(\sum_{j=1}^q w_j^o f_j^h \left(\sum_{i=1}^p w_{ij}^h x_{i(t)} + b_j^h \right) + b^0 \right) + \sum_{i=1}^p w_{i0}^o x_i \right) \right) \right) \\ &\quad \left(f^{o'} \left(\sum_{j=1}^q w_j^o f_j^h \left(\sum_{i=1}^p w_{ij}^h x_{i(t)} + b_j^h \right) + b^0 \right) \right), \end{aligned} \quad (2.71)$$

Persamaan (2.71) dapat disederhanakan lagi menjadi

$$\frac{\partial D(\mathbf{w})}{\partial b^o} = - \left(\sum_{t=1}^n (y_t - \hat{y}_t) \right) \left(f^{o'} \left(\sum_{j=1}^q w_j^o f_j^h \left(\sum_{i=1}^p w_{ij}^h x_{i(t)} + b_j^h \right) + b^0 \right) \right), \quad (2.72)$$

atau

$$\frac{\partial D(\mathbf{w})}{\partial b^o} = - \sum_{t=1}^n \tau_{(t)},$$

dengan $\tau_{(t)}$ seperti pada persamaan (2.67).

Sehingga diperoleh nilai koreksi bobotnya dengan α sebagai *learning* ratenya:

$$\Delta w_j^o = \alpha \sum_{t=1}^n \tau_{(t)} a_{j(t)}^h, \quad (2.73)$$

$$\Delta w_{i0}^o = \alpha \sum_{t=1}^n [y_t - \hat{y}_{(t)}] x_{i(t)}, \quad (2.74)$$

nilai koreksi biasanya:

$$\Delta b^o = \alpha \sum_{t=1}^n \tau_{(t)}, \quad (2.75)$$

8. Selanjutnya akan dilakukan penurunan perhitungan turunan parsial dari D terhadap w_{ij}^h . Proses penurunan lengkapnya terdapat pada Lampiran 6.

Sehingga diperoleh persamaan umum sebagai berikut:

$$\frac{\partial D(w)}{\partial w_{ij}^h} = - \left(\sum_{t=1}^n \left(y_t - \left(f^0 \left(\sum_{j=1}^q w_j^0 f_j^h \left(\sum_{i=1}^p w_{ij}^h x_{i(t)} + b_j^h \right) + b^0 \right) + \sum_{i=1}^p w_i x_i \right) \right) \right) \left(f^{o'} \left(\sum_{j=1}^q w_j^0 a_{j(t)}^h + b^0 \right) \right) (w_j^o) \left(f_j^{h'} \left(\sum_{i=1}^p w_{ij}^h x_{i(t)} + b_j^h \right) \right) (x_{i(t)}), \quad (2.76)$$

Persamaan (2.76) dapat disederhanakan lagi menjadi

$$\frac{\partial D(w)}{\partial w_{ij}^h} = - \left(\sum_{t=1}^n (y_t - \hat{y}_t) \right) \left(f^{o'} \left(\sum_{j=1}^q w_j^0 a_{j(t)}^h + b^0 \right) \right) (w_j^o) \left(f_j^{h'} \left(\sum_{i=1}^p w_{ij}^h x_{i(t)} + b_j^h \right) \right) (x_{i(t)}), \quad (2.77)$$

dengan $f_j^{h'}: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ adalah turunan dari f_j^h terhadap $v_{j(t)}^h$. Untuk menyederhanakan notasi digunakan $\tau_{(t)}$ pada persamaan (2.67), sehingga diperoleh

$$\frac{\partial D(w)}{\partial w_{ij}^h} = - \sum_{t=1}^n (\tau_{(t)} w_j^0) [f_j^{h'}(v_{j(t)}^h)] x_{i(t)} \quad (2.78)$$

atau

$$\frac{\partial D(w)}{\partial w_{ji}^h} = - \sum_{t=1}^n \tau_{j(t)} x_{i(t)}$$

dengan

$$\tau_{j(t)} = \delta_{(t)} w_j^0 [f_j^{h'}(v_{j(t)}^h)] \quad (2.79)$$

Dengan cara yang sama, penurunan parsial dari D terhadap b_j^h diperoleh

$$\begin{aligned} \frac{\partial D(\mathbf{w})}{\partial b_j^h} = & - \left(\sum_{t=1}^n \left(y_t - \left(f^0 \left(\sum_{j=1}^q w_j^0 f_j^h \left(\sum_{i=1}^p w_{ij}^h x_{i(t)} + b_j^h \right) + b^0 \right) - \sum_{i=1}^p w_i x_i \right) \right) \right) \\ & \left(f^{o'} \left(\sum_{j=1}^q w_j^0 f_j^h \left(\sum_{i=1}^p w_{ij}^h x_{i(t)} + b_j^h \right) + b^0 \right) \right) (w_j^o) \\ & \left(f_j^{h'} \left(\sum_{i=1}^p w_{ij}^h x_{i(t)} + b_j^h \right) \right), \end{aligned} \quad (2.80)$$

Persamaan (2.80) dapat disederhanakan menjadi

$$\begin{aligned} \frac{\partial D(\mathbf{w})}{\partial b_j^h} = & - \sum_{t=1}^n [y_t - \hat{y}_{(t)}] f^{o'} \left(b^0 + \sum_{j=1}^q a_{j(t)}^h w_j^0 \right) w_j^0 f_j^{h'} \left(b_j^h \right. \\ & \left. + \sum_{i=1}^p w_{ij}^h x_{i(t)} \right) \end{aligned} \quad (2.81)$$

atau

$$\frac{\partial D(\mathbf{w})}{\partial b_j^h} = - \sum_{t=1}^n (\tau_{j(t)} w_j^0) [f_j^{h'}(v_{j(t)}^h)] \quad (2.82)$$

atau

$$\frac{\partial D(\mathbf{w})}{\partial b_j^h} = - \sum_{t=1}^n \tau_{j(t)}$$

dengan $\tau_{j(t)}$ seperti pada persamaaan (2.79).

Sehingga nilai korelasi bobotnya:

$$\Delta w_{ij}^h = \alpha \sum_{t=1}^n \tau_{j(t)} x_{i(t)}, \quad (2.83)$$

Nilai korelasi biasanya:

$$\Delta b_j^h = \alpha \sum_{t=1}^n \tau_{j(t)}, \quad (2.84)$$

Perbaharui bobot dan bias:

9. Setiap *neuron* output ($\hat{y}_{(t)}$, $k=1, \dots, n$) memperbaharui bias dan bobotnya ($j=0, \dots, q$).

$$w_j^o(\text{baru}) = w_j^o(\text{lama}) + \Delta w_j^o, \quad (2.85)$$

$$w_{i0}^o(\text{baru}) = w_{i0}^o(\text{lama}) + \Delta w_{i0}^o, \quad (2.86)$$

- Setiap *neuron hidden* (a_j^h , $j=1, \dots, q$) memperbaharui bias dan bobotnya ($i=0, \dots, p$)

$$w_{ij}^h(\text{baru}) = w_{ij}^h(\text{lama}) + \Delta w_{ij}^h, \quad (2.87)$$

10. Uji kondisi berhenti.

$$MSE = \left(\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (y_{(k)} - \hat{y}_{(k)})^2 \right), \quad (2.88)$$

$$\Delta MSE = MSE - MSE_{\text{lama}}, \quad (2.89)$$

2.9 Model Hibrida ARIMA-NN

Model ARIMA dan NN telah sukses digunakan dalam pemodelan linier dan nonlinier. Namun keduanya bukanlah model universal yang dapat dipakai pada semua kondisi. Pendekatan model ARIMA mungkin tidak tepat untuk mengatasi permasalahan nonlinier yang kompleks. Di sisi lain, menggunakan NN untuk permasalahan model linier menghasilkan hasil yang tidak konsisten. Pada beberapa penelitian NN menunjukkan secara signifikan lebih baik dibandingkan dengan model linier, namun pada penelitian lain NN menunjukkan hasil yang tidak lebih baik dibandingkan model linier (Khashei dan Bijari, 2011). Dalam permasalahan sehari-hari sulit untuk mengetahui karakteristik data, sehingga penggabungan kedua metode merupakan strategi yang tepat.

Zhang (2003) membentuk model data *time series* yang terdiri dari model linier dan nonlinier.

$$y_t = L_t + N_t + \varepsilon_t, \quad (2.90)$$

dengan L_t menandakan komponen linier dan N_t menandakan komponen nonlinier. Pertama digunakan ARIMA untuk komponen linier dan sisa dari model linier

merupakan hubungan nonlinier. e_t merupakan sisa pada waktu ke t dan model linier maka

$$e_t = y_t - \hat{L}_t, \quad (2.91)$$

dengan \hat{L}_t merupakan nilai ramalan pada waktu t dari persamaan ARIMA. Kemudian e_t dimodelkan menggunakan NN, sehingga hubungan nonlinier bisa tercakup. Dengan p input *neuron*, model NN dari sisa menjadi sebagai berikut:

$$e_t = f(e_{t-1}, e_{t-2}, \dots, e_{t-p}) + \varepsilon_t$$

dengan f adalah fungsi nonlinier yang ditentukan oleh NN dan ε_t adalah random error. Sehingga peramalan dengan menggunakan ARIMA-NN hibrida sebagai berikut

$$\hat{y}_t = \hat{L}_t + \hat{N}_t, \quad (2.92)$$

2.10 Model Hibrida ARIMAX-NN

Model hibrida ARIMAX-NN yang merupakan perpaduan (*hybrid*) antara pemodelan NN dan model ARIMAX. Model ini merupakan pengembangan dari model Zhang (2003) atau model hibrida ARIMA-NN, dengan memasukkan faktor eksogen ke dalam model. Persamaan awal untuk model hibrida ARIMAX-NN sama seperti model ARIMA-NN persamaan (2.83), yaitu

$$y_t = L_t + N_t + \varepsilon_t$$

Dalam model hibrida ARIMAX-NN terdapat tiga jenis pemodelan yang mungkin dilakukan. Ketiga jenis tersebut antara lain:

1. Faktor eksogen dimasukkan ke dalam penghitungan komponen linier.

Pemodelan ini mirip dengan model Zhang (2003) yaitu

$$y_t = L_t + N_t + \varepsilon_t$$

dimana untuk L_t sebagai komponen linier digunakan model ARIMAX sehingga model untuk L_t sebagai berikut

$$L_t = f(y_{t-1}, y_{t-2}, \dots, y_{t-p}) + f(x_t, x_{t-1}, x_{t-2}, \dots, x_{t-p}) + e_t$$

Kemudian e_t dimodelkan menggunakan NN, sehingga hubungan nonlinier bisa tercakup. Pemodelan menggunakan NN ini dibagi menjadi pemodelan dengan *skip layer* dan tanpa menggunakan *skip layer*. Pemodelan dengan

menggunakan *skip* layer ini dimaksudkan untuk menangkap hubungan linier yang diduga belum sepenuhnya dimodelkan dalam komponen linier. Dengan n input *neuron*, model NN dari e_t menjadi sebagai berikut:

$$e_t = f(e_{t-1}, e_{t-2}, \dots, e_{t-p}) + \varepsilon_t$$

2. Faktor eksogen dimasukkan ke dalam penghitungan komponen nonlinier.

Untuk pemodelan yang kedua faktor eksogen tidak dimasukkan dalam penghitungan komponen linier sehingga model dari komponen linier sebagai berikut

$$L_t = f(y_{t-1}, y_{t-2}, \dots, y_{t-p}) + e_t$$

Faktor eksogen dimasukkan ke dalam penghitungan komponen nonlinier. Pemodelan komponen nonlinier menggunakan NN dengan *skip* layer dan tanpa *skip* layer. Pemodelan dengan menggunakan *skip* layer ini dimaksudkan untuk menangkap hubungan linier yang belum dimodelkan dalam komponen linier. Sehingga model untuk e_t adalah sebagai berikut

$$e_t = f(e_{t-1}, e_{t-2}, \dots, e_{t-p}) + f(x_t, x_{t-1}, x_{t-2}, \dots, x_{t-p}) + \varepsilon_t$$

3. Faktor eksogen dimasukkan baik ke dalam komponen linier maupun komponen nonlinier.

Untuk model ketiga faktor eksogen dimasukkan dalam penghitungan baik komponen linier maupun komponen nonlinier. Sehingga model untuk komponen liniernya sebagai berikut

$$L_t = f(y_{t-1}, y_{t-2}, \dots, y_{t-p}) + f(x_t, x_{t-1}, x_{t-2}, \dots, x_{t-p}) + e_t$$

sedangkan model untuk komponen nonliniernya menggunakan pemodelan NN dengan *skip* dan tanpa *skip* layer. Model untuk e_t adalah sebagai berikut

$$e_t = f(e_{t-1}, e_{t-2}, \dots, e_{t-p}) + f(x_t, x_{t-1}, x_{t-2}, \dots, x_{t-p}) + \varepsilon_t$$

Untuk model peramalan dengan hibrida ARIMAX-NN juga sama dengan model hibrida ARIMA-NN, yaitu

$$\hat{y}_t = \hat{L}_t + \hat{N}_t.$$

2.11 Kriteria Pemilihan Model Terbaik

Kriteria pemilihan model terbaik dalam pemodelan data *time series* didasarkan pada nilai error peramalan. Error yang ada menunjukkan seberapa besar perbedaan hasil estimasi dengan nilai yang akan diestimasi. Perbedaan itu terjadi karena adanya randomisasi pada data atau karena estimator tidak mengandung informasi yang dapat menghasilkan estimasi yang lebih akurat.

Error peramalan dari peramalan l langkah ke depan adalah sebagai berikut

$$e_l = Y_{n+l} - \hat{Y}_n(l), \quad (2.93)$$

dengan

e_l = error dari ramalan ke- l

Y_{n+l} = nilai aktual data ke- $n+l$

$\hat{Y}_n(l)$ = nilai ramalan ke- l dari Y_n

Adapun salah satu kriteria pemilihan model yang berdasarkan error pada data *in-sample* adalah AIC (*Akaike's Information Criterion*). Diasumsikan bahwa model deret waktu mempunyai R parameter. Nilai AIC didefinisikan sebagai berikut:

$$AIC(R) = n \ln \hat{\sigma}_e^2 + 2R, \quad (2.94)$$

dengan

n = banyaknya residual

R = jumlah parameter di dalam model

σ_e^2 = varian dari residual dengan MLE

Selain AIC, Schwartz (1978) menggunakan kriteria Bayesian untuk pemilihan model terbaik (*Schwartz's Bayesian Criterion*) dan didefinisikan sebagai berikut:

$$SBC(R) = n \ln \hat{\sigma}_e^2 + R \ln n \quad (2.95)$$

Menurut Armstrong (2002) salah satu kriteria pemilihan model yang baik digunakan untuk membandingkan data *forecasting* adalah *Absolute percentage error* (APE), yang dihitung dengan rumus sebagai berikut:

$$APE = \left| \frac{e_l}{Y_{n+l}} \right|, \quad (2.96)$$

Nilai APE ini diringkas menjadi *mean absolute percentage error* (MAPE) dan *median absolute percentage error* MdAPE yang dihitung dengan:

$$MAPE = \left(\frac{1}{M} \sum_{l=1}^M \left| \frac{e_l}{Y_{n+l}} \right| \right) 100\%, \quad (2.97)$$

MdAPE adalah nilai APE pada $\left(\frac{M+1}{2}\right)$ jika M ganjil atau merupakan rata-rata dari APE ke $\left(\frac{M}{2}\right)$ dan $\left(\frac{M}{2} + 1\right)$ jika M genap.

Kriteria MdAPE baik digunakan untuk mengatasi adanya outlier, serta ketika series data yang tersedia tidak cukup panjang. Oleh karenanya kriteria pemilihan model terbaik untuk data *out-sample* yang digunakan dalam penelitian ini adalah MdAPE. Setelah mendapatkan nilai masing-masing MdAPE untuk masing-masing model, maka akan dilakukan perbandingan terhadap nilai masing-masing MdAPE yang didapatkan untuk data *out-of-sample*. Nilai yang lebih kecil mengindikasikan model tersebut lebih baik dari model yang lain.

BAB 3 METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yaitu data inflasi umum, inflasi menurut kelompok pengeluaran, jumlah uang beredar, nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika dan Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) di Indonesia mulai Januari 2000 sampai dengan Juni 2015. Data mengenai inflasi umum dan inflasi menurut kelompok pengeluaran di Indonesia diperoleh dari Badan Pusat Statistik. Data inflasi merupakan hasil penghitungan dari Indeks Harga Konsumen (IHK).

Data mengenai jumlah uang beredar dan nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika diperoleh dari Bank Indonesia. Sedangkan data IHSG berasal dari *yahoo finance* pada tanggal 26 Juni 2015.

3.2 Variabel Penelitian

Berdasarkan latar belakang dan tujuan penelitian, maka variabel penelitian yang akan digunakan adalah inflasi umum, inflasi menurut kelompok pengeluaran, jumlah uang beredar, nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika dan IHSG di Indonesia. Variabel inflasi umum dan inflasi menurut kelompok pengeluaran sebagai variabel yang akan diramalkan, sedangkan ketiga variabel sisanya sebagai variabel eksogen atau input. Inflasi menurut kelompok pengeluaran yang digunakan pada penelitian ini hanya inflasi bahan makanan dan inflasi perumahan.

Ketiga variabel yang digunakan dalam penelitian ditransformasi, untuk jumlah uang beredar menjadi persentase perubahan jumlah uang beredar ($x_{1,t}$). IHSG menjadi persentase perubahan IHSG ($x_{2,t}$). Sedangkan nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika menjadi persentase perubahan nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika ($x_{3,t}$). Proses transformasi ini dilakukan untuk menstandarkan nilai antar variabelnya.

Sedangkan variabel intervensi yang akan digunakan ada empat yaitu kenaikan BBM pada Oktober 2005 ($I_{1,t}$), kenaikan BBM Mei 2008 ($I_{2,t}$), kenaikan TDL Juli 2010 ($I_{3,t}$) dan kenaikan BBM Juni 2013 ($I_{4,t}$). Keempat variabel intervensi tersebut merupakan fungsi *pulse*.

3.3 Metode Analisis

Tahapan yang dilakukan dalam penelitian ini meliputi pemodelan dengan model ARIMA, ARIMAX dan hibrida ARIMAX-NN. Berdasarkan model-model tersebut maka langkah-langkahnya akan dijabarkan sebagai berikut:

1. Memodelkan data inflasi umum dan inflasi menurut kelompok pengeluaran dengan menggunakan model ARIMA.
 - a. Mengambil data *time serie* inflasi umum dan inflasi menurut kelompok pengeluaran.
 - b. Membuat plot *time series*, plot *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF) dari data inflasi umum dan inflasi menurut kelompok pengeluaran.
 - c. Memeriksa kestasioneran data berdasarkan plot *time series*, plot ACF dan plot PACF. Melakukan *differencing* apabila data tidak stasioner dalam *mean* dan melakukan transformasi jika data tidak stasioner dalam varian.
 - d. Apabila stasioner dalam *mean* dan varian telah tercapai, identifikasi model berdasarkan plot ACF dan PACF.
 - e. Mengestimasi parameter model ARIMA (p,d,q).
 - f. Memeriksa kecukupan model melalui uji Ljung-Box untuk *white-noise* tidaknya serta uji *Kolmogorov-Smirnov* untuk mengetahui apakah *residual* berdistribusi normal atau tidak. Uji Lagrange digunakan untuk memeriksa kehomogenan varians.
 - g. Melakukan peramalan menggunakan model terbaik ARIMA (p,d,q) yang dihasilkan dari data *in-sample*.
 - h. Menghitung MdAPE untuk data *in-sample* dan data *out-sample*.
2. Memodelkan data inflasi umum dan inflasi menurut kelompok pengeluaran dengan menggunakan model ARIMAX.

Langkah pertama sebelum melakukan pemodelan dengan ARIMAX yaitu melakukan pengujian korelasi antar variabel moneter suku bunga SBI dan jumlah uang beredar sebagai deret input yang digunakan dalam pembentukan fungsi transfer multi input.

Pemodelan dengan fungsi transfer:

- a. Identifikasi bentuk model fungsi transfer multi input, meliputi :
 - *Prewhitening input series*: membentuk model ARIMA untuk masing-masing input *series* dengan melalui tahap identifikasi model, estimasi parameter model, dan pengujian model sehingga mendapatkan nilai *prewhitening input series*.
 - Menghitung output *series* dengan menggunakan hasil pemutihan dari input *series*.
- b. Pemeriksaan nilai sampel *cross-correlation function* (CCF) antara α_t dan β_t seperti pada persamaan (2.23) untuk pendugaan order b , s , dan r dari model fungsi transfer.
- c. Estimasi parameter dan *diagnostic checking* untuk model fungsi transfer sementara.
- d. Diagnosa model fungsi transfer multi input.

Pemodelan dengan model intervensi:

- a. Membuat plot *time series* dan kemudian melihat apakah variabel intervensi kenaikan BBM bulan Oktober 2005 dan Mei 2008 serta kenaikan TDL Juli 2010 dan Januari 2011 berpengaruh terhadap pola data.
- b. Membagi data menjadi dua, yaitu data sebelum dan setelah terjadinya intervensi.
- c. Membentuk model ARIMA untuk data sebelum terjadinya intervensi.
- d. Setelah model ARIMA untuk data sebelum intervensi terbentuk, kemudian dengan model ARIMA tersebut dilakukan peramalan untuk data sebelum intervensi sampai dengan data setelah intervensi dan dihitung residual respon antara data setelah intervensi dengan hasil peramalan dari data sebelum intervensi.
- e. Pembentukan model intervensi berdasarkan plot residual.

- f. Mengestimasi parameter intervensi dan dilakukan pengujian, apabila parameter intervensi tidak signifikan maka model yang digunakan adalah model ARIMA.

Setelah diperoleh model fungsi transfer dan model intervensi dilakukan penggabungan. Kemudian menentukan model terbaik dengan menghitung MdAPE dari data *in-sample* dan *out-sample*.

3. Memodelkan residual model ARIMA dan ARIMAX inflasi umum dan inflasi menurut kelompok pengeluaran dengan menggunakan model NN.

- a. Melakukan pengujian nonlinier
- b. Menentukan fungsi aktivasi
- c. Menentukan jumlah *neuron* dalam *hidden* layer dengan prosedur perbandingan MdAPE *in-sample*.
- d. Melakukan peramalan residual ARIMA dan ARIMAX untuk inflasi umum dan inflasi menurut kelompok pengeluaran berdasarkan model terbaik yang diperoleh.
- e. Menghitung MdAPE untuk data *in-sample* dan *out-sample*.

Prosedur penentuan jumlah *neuron* dalam *hidden* layer:

- a) Lakukan seting model seperti langkah 3a sampai 3c diatas dengan jumlah *neuron* pada *hidden* layer sebanyak j ($j=1,2,...,5$).
- b) Lakukan langkah 3a) mulai $j=1$ sampai dengan $j=5$.
- c) Bandingkan MdAPE *in-sample* ke 10 model tersebut.
- d) Pilih model dengan MdAPE *in-sample* terkecil. Jumlah *neuron* pada model terpilih ini, merupakan kandidat jumlah *neuron* yang sesuai dengan data.
- e) Lakukan langkah 3a) sampai dengan 3d) sebanyak 10 kali. Iterasi dalam NN ini perlu dilakukan untuk memperoleh nilai bobot yang konvergen dan minimum.
- f) Dari ke 10 model yang terpilih, hitung berapa kali untuk masing-masing jumlah *neuron* sebanyak j muncul sebagai kandidat.
- g) Jumlah *neuron* dengan jumlah kemunculan sebagai kandidat paling banyak merupakan jumlah *neuron* yang sesuai dengan data.

h) Apabila jumlah kemunculan terbanyak menghasilkan lebih dari satu kandidat, lakukan langkah 3a) sampai dengan 3g) sampai muncul jumlah *neuron* yang signifikan.

4. Memodelkan data inflasi umum dan inflasi menurut kelompok pengeluaran dengan menggunakan model hibrida ARIMAX-NN.

Model pertama:

- a. Lakukan peramalan data inflasi umum dan inflasi menurut kelompok pengeluaran dengan model ARIMAX seperti pada langkah 2.
- b. Hitung residual dari model ARIMAX
- c. Lakukan pemodelan residual hasil ARIMAX dengan menggunakan model NN dengan langkah-langkah seperti pada langkah 3.
- d. Gabungkan langkah 4a dan 4c sehingga diperoleh persamaan model hibrida ARIMAX-NN yang pertama.
- e. Lakukan peramalan model hibrida ARIMAX-NN yang pertama.
- f. Menghitung MdAPE untuk data *in-sample* dan *out-sample*.

Model kedua:

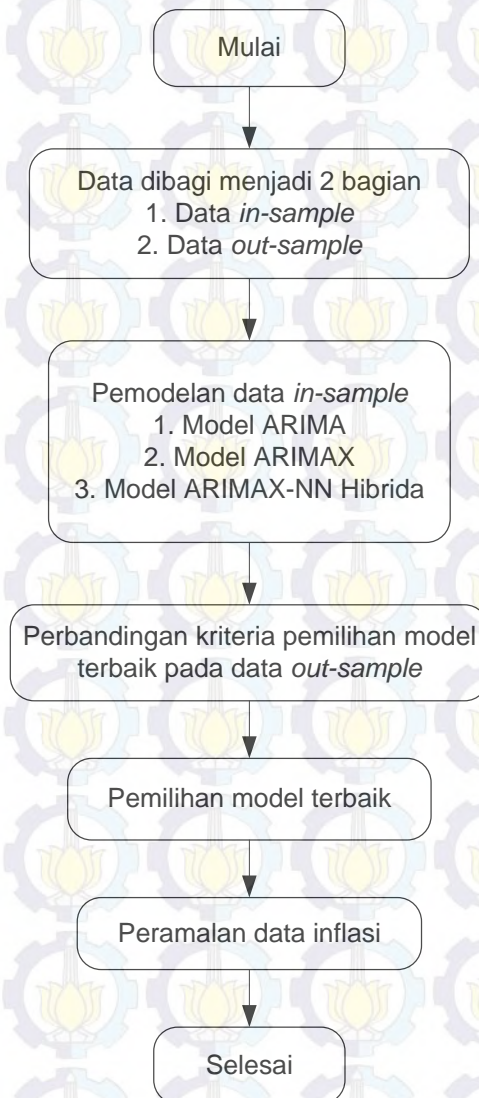
- g. Lakukan peramalan data inflasi umum dan inflasi menurut kelompok pengeluaran dengan model ARIMA seperti pada langkah 1.
- h. Hitung residual dari model ARIMA.
- i. Lakukan pemodelan residual hasil ARIMA dan faktor eksogen dengan menggunakan model NN dengan langkah-langkah seperti pada langkah 3.
- j. Gabungkan langkah 4g dan 4i sehingga diperoleh persamaan model hibrida ARIMAX-NN yang kedua.
- k. Lakukan peramalan model hibrida ARIMAX-NN yang kedua.
- l. Menghitung MdAPE untuk data *in-sample* dan *out-sample*.

Model ketiga:

- m. Lakukan peramalan data inflasi umum dan inflasi menurut kelompok pengeluaran dengan model ARIMAX seperti pada langkah 2.
- n. Hitung residual dari model ARIMAX.
- o. Lakukan pemodelan residual hasil ARIMAX dan faktor eksogen dengan menggunakan model NN dengan langkah-langkah seperti pada langkah 3.

- p. Gabungkan langkah 4m dan 4o sehingga diperoleh persamaan model hibrida ARIMAX-NN yang ketiga.
- q. Lakukan peramalan model ARIMAX-NN yang ketiga.
- r. Menghitung MdAPE untuk data *in-sample* dan *out-sample*.

Setelah dilakukan pemodelan untuk masing-masing model dan dihitung kriteria pemilihan model terbaik dari data *out-sample* untuk masing-masing model, selanjutnya dilakukan perbandingan kriteria pemilihan model yang dihasilkan. Model dengan kriteria pemilihan model yang terkecil dipilih sebagai model terbaik dalam peramalan inflasi umum dan inflasi menurut kelompok pengeluaran.

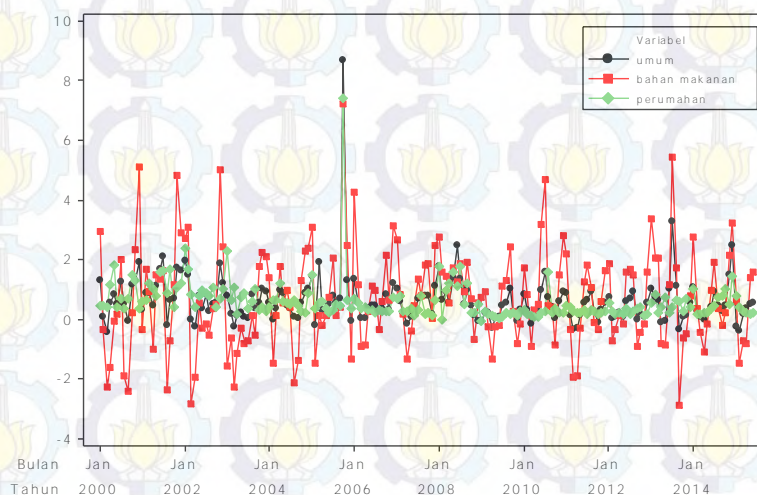


Gambar 3.1 Alur Peramalan *Time Series*

BAB 4

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bagian ini akan diberikan hasil-hasil analisis data dengan menggunakan tiga model metode hibrida ARIMAX-NN dan model pembanding *Neural Network* (NN). Analisis disajikan untuk data dari inflasi umum, inflasi bahan makanan dan inflasi perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar. Faktor eksogen yang digunakan pada penelitian ini antara lain persentase perubahan jumlah uang beredar, persentase perubahan IHSG dan persentase perubahan nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika. Sedangkan faktor intervensi yang digunakan adalah kenaikan harga BBM Oktober 2005, kenaikan harga BBM Mei 2008, kenaikan TDL Juli 2010 dan kenaikan BBM Juni 2013.



Gambar 4.1 Plot *Time Series* Inflasi Umum, Inflasi Bahan Makanan dan Inflasi Perumahan, Air, Listrik, Gas dan Bahan Bakar di Indonesia Januari 2000-Juni 2015

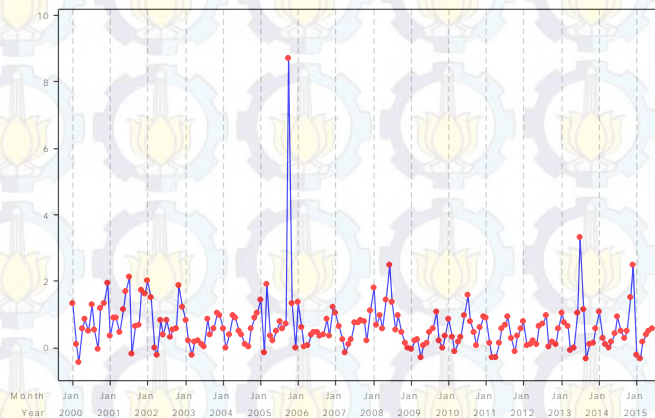
Dari Gambar 4.1 terlihat bahwa plot untuk inflasi umum dan inflasi perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar memiliki pola yang sejalan. Hal ini berbeda jauh dengan plot untuk inflasi bahan makanan. Apabila dicermati dari bobot penyusun inflasi umum, baik inflasi bahan makanan dan inflasi perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar memiliki bobot yang hampir sama besar untuk masing-masing kota inflasi. Pada beberapa kota bobot bahan makanan lebih besar dibandingkan bobot perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar. Namun pada

sebagian besar kota terutama kota-kota besar perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar memiliki bobot yang lebih besar dibandingkan dengan bahan makanan. Hal ini disebabkan pada kota-kota besar biaya untuk perumahan seperti sewa rumah, kontrak rumah jauh lebih besar dibandingkan biaya untuk bahan makanan. Sehingga pada plot *time series* pola dari inflasi umum dan inflasi perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar memiliki pola yang sejalan.

4.1 Inflasi Umum

4.1.1 Pemodelan ARIMA Inflasi Umum

Data inflasi umum Januari 2000 sampai dengan Juni 2015 ditunjukkan pada Gambar 4.2. Nilai inflasi umum di Indonesia cenderung berfluktuasi dengan nilai inflasi tertinggi 8,70 persen terdapat pada bulan Oktober 2005 nilai terendah sebesar -0,45 persen berada pada bulan Maret 2000. Pada penelitian ini periode Januari 2000 – Desember 2013 digunakan sebagai data *in-sample*, sedangkan Januari 2014 – Juni 2015 digunakan sebagai data *out-sample*.

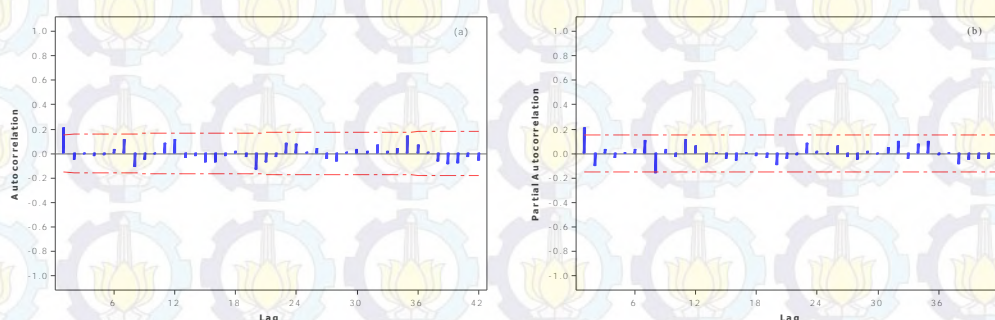


Gambar 4.2 Plot *Time Series* Inflasi Umum di Indonesia Januari 2000-Juni 2015

Tahap awal dari pemodelan ARIMA adalah stasioneritas data. Berdasarkan pada plot *time series*, data inflasi umum cenderung stasioner dengan adanya beberapa outlier. Stasioneritas data inflasi umum pada rata-rata dapat dilihat melalui plot ACF dan PACF seperti terlihat pada Gambar 4.3. Pada plot ACF dan PCF tersebut terlihat pola *cut off* pada lag 1 untuk kedua plot tersebut. Pola *cut off* ini artinya bahwa hanya pada lag 1 nilai ACF dan PACF yang

signifikan, sedangkan pada lag selanjutnya tidak terdapat yang signifikan. Hal ini menunjukkan bahwa data inflasi umum telah stasioner pada rata-rata, sehingga tidak diperlukan *differencing*.

Identifikasi model ARIMA ditentukan dari pola plot ACF dan PACF pada data inflasi umum yang telah stasioner. Dari pola plot ACF yang terbentuk hanya lag 1 yang signifikan, demikian pula pada pola plot PACF hanya lag 1 yang signifikan. Berdasarkan hal tersebut, dugaan model ARIMA yang mungkin terbentuk adalah ARIMA (1,0,0) dan ARIMA (0,0,1).



Gambar 4.3 Plot ACF (a) dan PACF (b) data inflasi umum

Dari dugaan model yang ada selanjutnya dilakukan uji signifikansi parameter. Model ARIMA (1,0,0) dan ARIMA (0,0,1) akan dibandingkan hasil uji signifikansi parameter. Berdasarkan hasil uji signifikansi pada Tabel 4.1 dapat terlihat bahwa parameter untuk model ARIMA (1,0,0) dan ARIMA (0,0,1) memenuhi uji signifikansi parameter (nilai *p-value* < 0,05).

Tabel 4.1 Pendugaan Parameter Model ARIMA Inflasi Umum

Model ARIMA	Parameter	Estimasi	S.E	t_{hitung}	<i>p-value</i>
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
(1,0,0)	θ_0	0,64075	0,08207	7,81	< 0,0001
	ϕ_1	0,20941	0,07587	2,76	0,0058
(0,0,1)	θ_0	0,64097	0,08067	7,95	< 0,0001
	θ_1	-0,248000	0,07525	-3,30	0,0010

Untuk menentukan model terbaik untuk data *in-sample* digunakan kriteria AIC dan SBC, seperti yang ditunjukkan pada Tabel 4.2. Dari nilai AIC

dan SBC diperoleh bahwa ARIMA (0,0,1) lebih baik dibandingkan dengan ARIMA (1,0,0).

Tabel 4.2 AIC dan SBC dari Model ARIMA Inflasi Umum

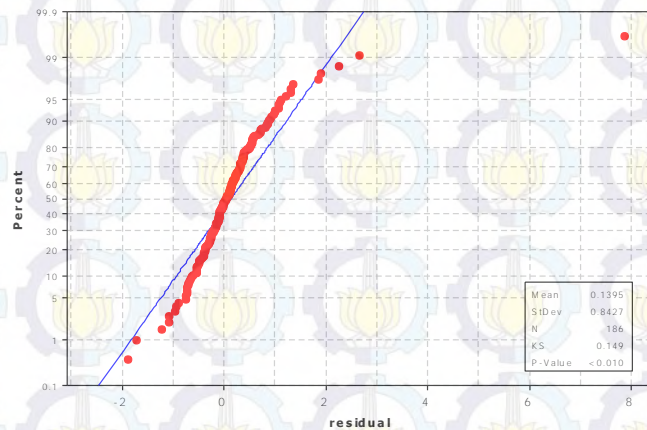
Model ARIMA	AIC	SBC
(1)	(2)	(3)
(1,0,0)	421,1968	427,4447
(0,0,1)	419,7866	426,0345

Untuk menentukan kelayakan model ARIMA (0,0,1) dilakukan cek diagnosa residual untuk menguji bersifat *white noise* atau tidak. Berdasarkan tabel 4.3, uji residual ARIMA (0,0,1) telah memenuhi asumsi *white noise* karena nilai *p-value* pada masing-masing lag lebih dari 0,05. Residual memenuhi asumsi *white noise* berarti bahwa residual bersifat identik dan independen. Residual sudah tidak mengikuti pola tertentu dan tidak berkorelasi antar residual. Sehingga dapat disimpulkan bahwa ARIMA (0,0,1) merupakan model yang sesuai.

Selain pengujian *white noise*, dilakukan pengujian asumsi kenormalan untuk residual dari model ARIMA (0,0,1). Uji kenormalan menggunakan Uji *Kolmogorov-Smirnov*. Pada Gambar 4.4 memperlihatkan secara visual bahwa residual pada model tidak berdistribusi normal. Hal tersebut juga diperkuat dengan *p-value* dari uji *Kolmogorov-Smirnov* yang bernilai sangat kecil, lebih kecil dari 0,01. Sehingga asumsi kenormalan untuk ARIMA (0,0,1) tidak terpenuhi. Hal ini mungkin disebabkan adanya outlier. Selanjutnya dilakukan deteksi outlier pada plot data inflasi umum.

Tabel 4.3 Uji Residual Model ARIMA (0,0,1) Inflasi Umum

Model	Lag	Chi-square	df	p-value	Keterangan
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
ARIMA (0,0,1)	6	0,60	5	0,9881	<i>White noise</i>
	12	10,93	11	0,4493	
	18	12,89	17	0,7436	
	24	18,24	23	0,7441	
	30	20,13	29	0,8888	



Gambar 4.4 Plot residual ARIMA (0,0,1) data inflasi umum

Berdasarkan proses pendeteksian outlier pada data inflasi umum Januari 2000 sampai dengan Desember 2013, diperoleh kemungkinan outlier berdasarkan tipe dan waktu terjadinya. Outlier pertama terjadi pada observasi ke-70, yaitu pada bulan Oktober 2005. Hal ini disebabkan adanya kenaikan harga BBM pada saat itu sebesar 88%. Outlier yang kedua terjadi pada observasi ke 163, yaitu pada bulan Juli 2013. Hal ini disebabkan adanya kenaikan harga BBM pada bulan sebelumnya yaitu Juni 2013 sebesar 44%. Kedua outlier ini bertipe *additive*. Tipe *additive* ini maksudnya adalah kejadian-kejadian tersebut mempengaruhi inflasi umum hanya pada satu waktu saja. Kedua outlier tersebut akan dijadikan input pada model ARIMA (0,0,1).

Tabel 4.4 Pendugaan Parameter Model ARIMA (0,0,1) dengan Deteksi Outlier Inflasi Umum

Parameter	Estimasi	S.E	t _{hitung}	p-value
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
θ_0	0,58203	0,05366	10,85	< 0,0001
θ_1	-0,32546	0,07441	-4,37	< 0,0001
ω_{70}	7,74356	0,49624	15,60	< 0,0001
ω_{163}	2,25912	0,49820	4,53	< 0,0001

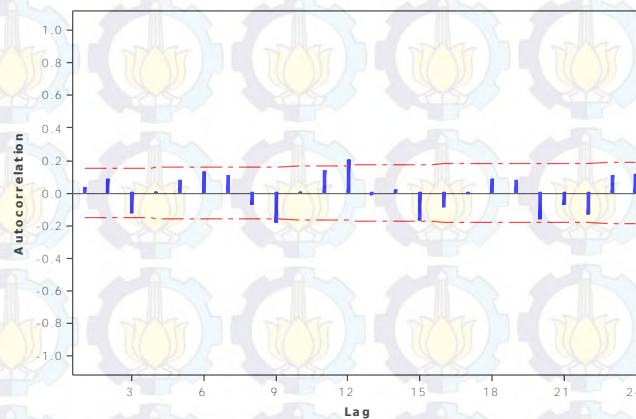
Selanjutnya dilakukan uji signifikansi parameter ARIMA (0,0,1) dengan deteksi outlier. Berdasarkan hasil uji signifikansi parameter pada Tabel 4.4

diperoleh parameter yang signifikan untuk model ARIMA (0,0,1) dengan deteksi outlier. Hal ini ditunjukkan dengan nilai *p-value* yang lebih kecil dari 0,05.

Berikutnya dilakukan pengujian *white noise* pada residual dari model ARIMA (0,0,1) dengan deteksi outlier. Hasil dari pengujian *white noise* disajikan pada Tabel 4.5. Dari hasil tersebut terlihat bahwa hanya nilai *p-value* pada lag 6 yang lebih dari 0,05. Pada lag-lag selanjutnya nilai *p-value* berada di bawah 0,05. Hal ini menunjukkan bahwa residual model ARIMA dengan deteksi outlier belum *white noise*.

Tabel 4.5 Uji Residual Model ARIMA (0,0,1) dengan Deteksi Outlier Inflasi Umum

Lag	Chi-square	df	p-value	Keterangan
(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
6	8,06	5	0,1529	Tidak <i>White noise</i>
12	27,82	11	0,0035	
18	35,58	17	0,0052	
24	50,99	23	0,0007	
30	62,12	29	0,0003	



Gambar 4.5 Plot ACF residual ARIMA (0,0,1) dengan deteksi outlier data inflasi umum

Ketika asumsi *white noise* tidak terpenuhi, maka perlu diatasi dengan memeriksa plot ACF dari residual model ARIMA (0,0,1) dengan deteksi outlier. Dari plot ACF residual model pada Gambar 4.5, terlihat autokorelasi signifikan pada lag 9 dan 12. Selanjutnya mencoba memasukkan lag 9 dan 12 ke dalam

model ARIMA (0,0,1) dengan deteksi outlier. Dari kemungkinan model yang terbentuk, diperoleh model terbaiknya ARIMA (0,0,1)(1,0,0)¹².

Hasil estimasi parameter model ARIMA (0,0,1)(1,0,0)¹² ditampilkan pada tabel 4.6. Dari tabel tersebut dapat disimpulkan bahwa parameter model signifikan pada tingkat signifikansi 5%. Hal ini terlihat dari nilai *p-value* yang lebih kecil dari nilai 0,05.

Tabel 4.6 Uji Signifikansi Parameter Model ARIMA (0,0,1)(1,0,0)¹² dengan Deteksi Outlier Inflasi Umum

Parameter	Estimasi	S.E	t _{hitung}	p-value
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
θ_0	0,58448	0,06678	8,75	< 0,0001
Φ_1	0,24008	0,07882	3,05	0,0023
θ_1	-0,31791	0,07514	-4,23	< 0,0001
ω_{70}	7,64871	0,47072	16,25	< 0,0001
ω_{163}	2,29570	0,48591	4,72	< 0,0001

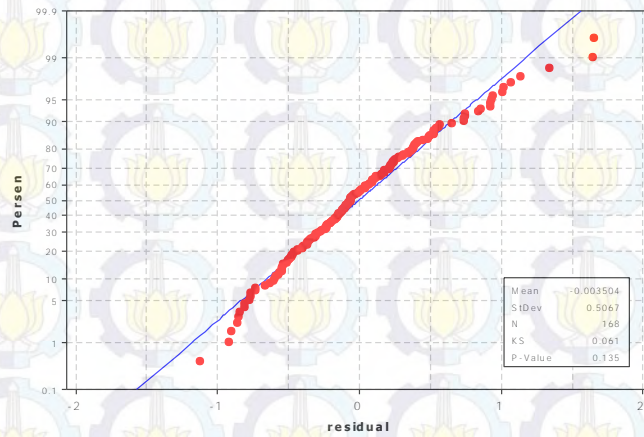
Selanjutnya dilakukan pengujian *white noise* terhadap residual model ARIMA (0,0,1)(1,0,0)¹² dengan deteksi outlier. Seperti terlihat pada tabel 4.7 residual dari model ARIMA (0,0,1)(1,0,0)¹² dengan deteksi outlier telah memenuhi asumsi *white noise*. Hal ini ditunjukkan dari nilai *p-value* pada semua lag yang lebih dari 0,05.

Tabel 4.7 Uji Residual Model ARIMA (0,0,1)(1,0,0)¹² dengan Deteksi Outlier Inflasi Umum

Lag	Chi-square	df	p-value	Keterangan
(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
6	3,89	4	0,4209	White noise
12	12,52	10	0,2521	
18	17,67	16	0,3437	
24	29,55	22	0,1299	
30	35,79	28	0,1479	

Selain pengujian *white noise*, residual ARIMA (0,0,1)(1,0,0)¹² dengan deteksi outlier juga diuji kenormalannya dengan uji Kolmogorov-Smirnov.

Berdasarkan plot residual pada Gambar 4.6, residual model tersebut telah memenuhi asumsi kenormalan. Hal ini didukung dengan nilai *p-value* dari uji Kolmogorov-Smirnov sebesar 0,1350 yang lebih dari 0,05. Sehingga dapat disimpulkan model ARIMA (0,0,1)(1,0,0)¹² dengan deteksi outlier merupakan model yang sesuai untuk data inflasi umum.



Gambar 4.6 Plot Uji *Kolmogorov-Smirnov* residual ARIMA (0,0,1)(1,0,0)¹² dengan deteksi outlier data inflasi umum

Residual model ARIMA ini nantinya akan dimodelkan bersama dengan faktor eksogen dan kejadian intervensi menggunakan FFNN untuk mendapatkan model kedua hibrida ARIMAX-NN. Selanjutnya akan dibandingkan dengan model ARIMAX-NN yang lain dan juga model FFNN dengan *skip* layer dan tanpa *skip* layer.

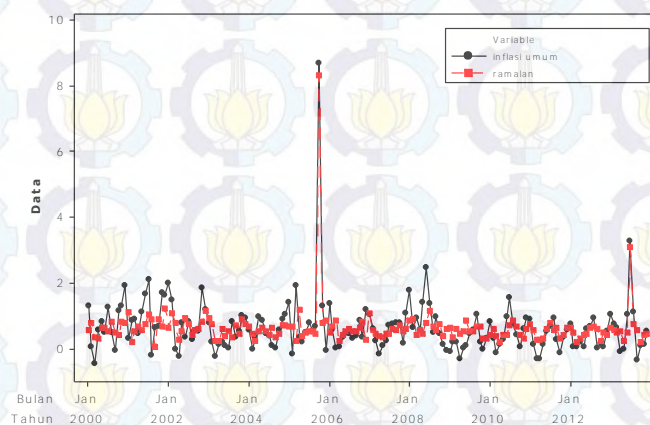
Persamaan model ARIMA (0,0,1)(1,0,0)¹² dengan deteksi outlier adalah sebagai berikut:

$$y_t = \theta_0 + \omega_{70}I_t^{(70)} + \omega_{163}I_t^{(163)} + \frac{(1 - \theta_1 B)}{(1 - \phi_{12} B^{12})} a_t$$

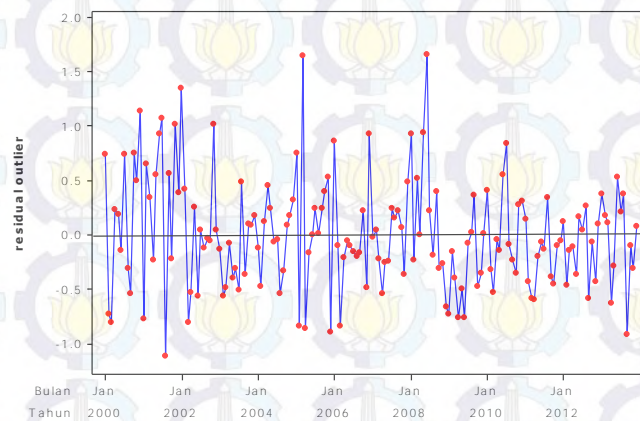
$$y_t = 0,59 + 7,65I_t^{(70)} + 2,30I_t^{(163)} + \frac{(1 + 0,32B)}{(1 - 0,24B^{12})} a_t, \quad (4.1)$$

Sehingga data inflasi umum saat ini dipengaruhi oleh kenaikan BBM Oktober 2005 dan kenaikan BBM Juni 2013, dan juga berkaitan dengan data inflasi umum itu sendiri pada dua belas bulan yang lalu. Hasil peramalan data inflasi umum dengan ARIMA (0,0,1)(1,0,0)¹² dengan outlier pada data *in-sampel* digambarkan oleh Gambar 4.7. Pada gambar tersebut terlihat hasil ramalan dengan

menggunakan ARIMA $(0,0,1)(1,0,0)^{12}$ secara umum mengikuti plot dari data inflasi umum. Terlihat bahwa setelah memasukkan outlier bulan Oktober 2005 dan Juli 2013 hasil ramalan pada bulan tersebut sudah mendekati data inflasi umum. Namun pada beberapa outlier yang lain seperti pada Juni 2008 terlihat hasil ramalannya masih berbeda jauh dibandingkan dengan data inflasi umum. Hal ini dikarenakan outlier pada bulan itu belum dimasukkan ke dalam model.



Gambar 4.7 Plot Data Inflasi Umum dan Hasil Ramalan Model ARIMA $(0,0,1)(1,0,0)^{12}$ dengan deteksi outlier



Gambar 4.8 Plot Residual Hasil Ramalan Model ARIMA $(0,0,1)(1,0,0)^{12}$ dengan deteksi outlier

Pada plot residual model ARIMA $(0,0,1)(1,0,0)^{12}$ dengan deteksi outlier pada Gambar 4.8 masih terdapat nilai residual yang cukup tinggi. Nilai residual tertinggi nya terjadi pada Juni 2008. Seperti penjelasan sebelumnya bahwa pada bulan tersebut terdapat nilai outlier, sehingga tidak mampu diramalkan dengan

baik oleh model ARIMA $(0,0,1)(1,0,0)^{12}$. Hal ini menunjukkan bahwa hasil peramalan ARIMA $(0,0,1)(1,0,0)^{12}$ dengan deteksi outlier masih belum seluruhnya mencerminkan kondisi data inflasi umum sebenarnya. Hal ini dimungkinkan masih adanya faktor lain ataupun kejadian intervensi lain yang mempengaruhi inflasi umum yang belum terjelaskan pada model ARIMA $(0,0,1)(1,0,0)^{12}$.

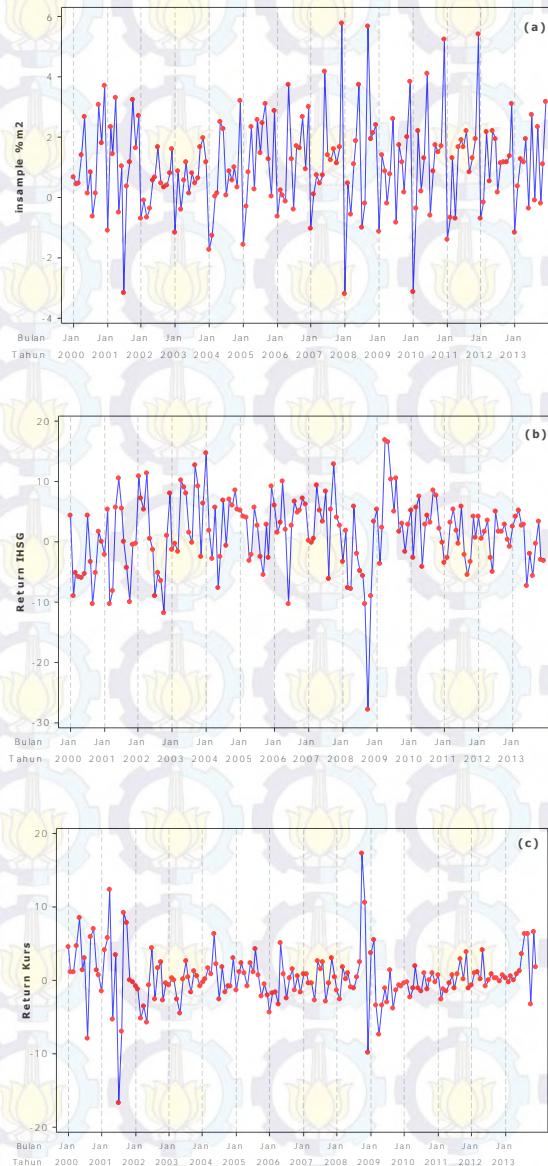
4.1.2 Pemodelan ARIMAX Inflasi Umum

Pada tahap ini akan dilakukan pemodelan data inflasi umum dengan menggunakan metode ARIMAX, yang terdiri dari model fungsi transfer multi input dan model intervensi. Dalam model fungsi transfer multi input digunakan variabel persentase perubahan jumlah uang beredar (x_1), persentase perubahan IHSG (x_2) dan persentase perubahan nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika (x_3) sebagai variabel input. Sedangkan kenaikan BBM Oktober 2005 (I_1), kenaikan BBM Mei 2008 (I_2), kenaikan TDL Juli 2010 (I_3) dan kenaikan BBM Juni 2013 (I_4) digunakan sebagai faktor intervensi dalam model intervensi.

4.1.2.1 Fungsi Transfer Multi Input

Pada pembentukan fungsi transfer multi input, variabel input yang digunakan antara lain perubahan jumlah uang beredar (x_1), persentase perubahan IHSG (x_2) dan persentase perubahan nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika (x_3). Gambar 4.9 menunjukkan *time series* plot untuk ketiga variabel input tersebut. Plot *time series* dari persentase perubahan jumlah uang beredar pada gambar 4.9 (a) menunjukkan kecenderungan pola musiman. Hal ini terlihat seperti pada bulan Januari cenderung turun berada pada titik-titik terendah. Plot persentase perubahan IHSG pada gambar 4.9 (b) berfluktuasi namun cenderung stasioner dengan outlier yang cukup besar pada bulan Oktober 2008. Penurunan tajam return IHSG pada bulan tersebut disebabkan oleh adanya resesi global. Pola data untuk persentase perubahan nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika juga cenderung stasioner dengan adanya outlier. Salah satu outlier pada persentase perubahan nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika terjadi pada Oktober 2008.

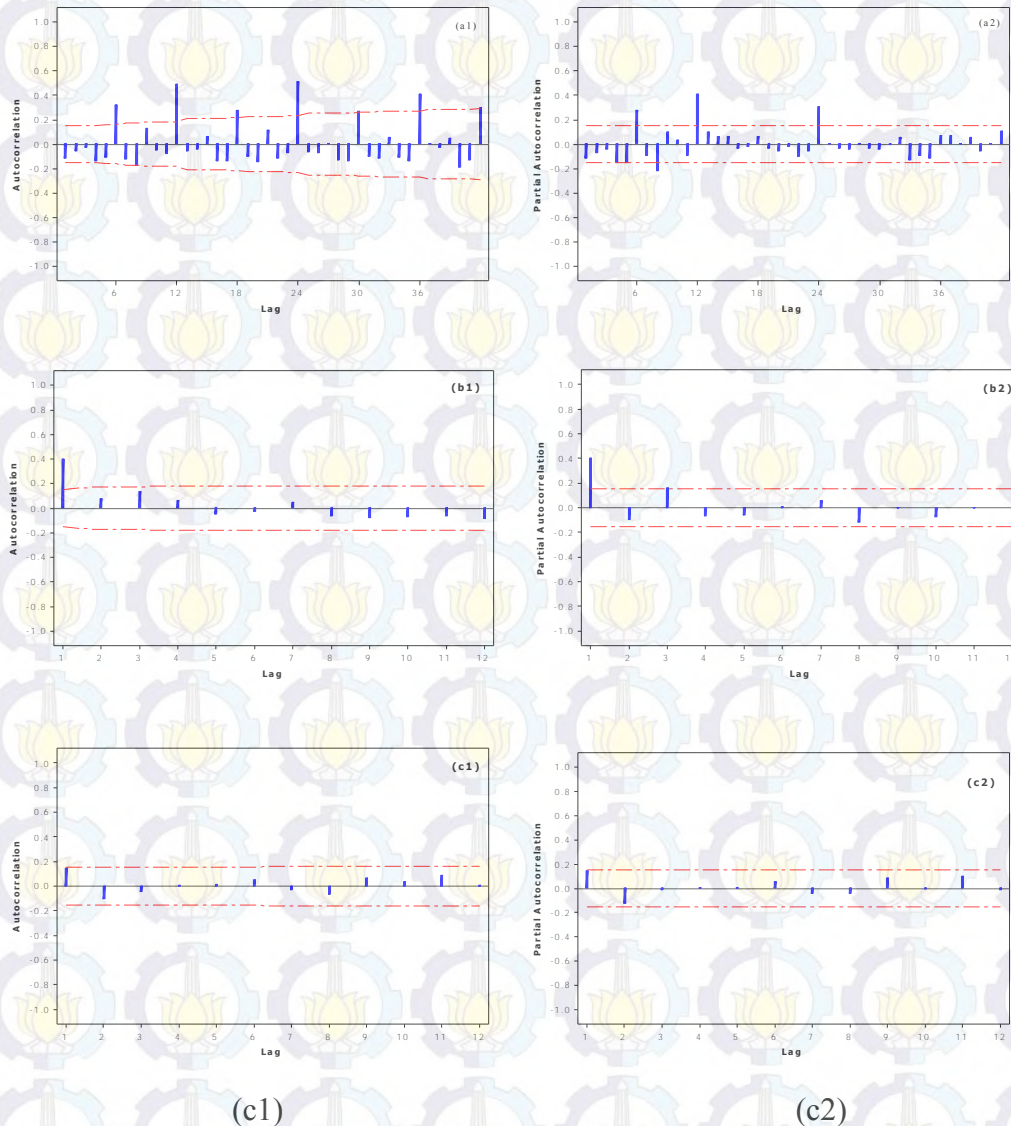
Sama dengan persentase perubahan IHSG, persentase perubahan nilai tukar rupiah terhadap juga meningkat disebabkan adanya resesi global.



Gambar 4.9 Plot *Time Series* Persentase Perubahan Jumlah Uang Beredar (a), Persentase perubahan IHSG (b) dan Persentase perubahan Nilai Tukar Rupiah terhadap Dolar Amerika (c)

Tahap awal dari pembentukan fungsi transfer multi input adalah proses *prewhitening* deret input. Proses *prewhitening* adalah pembentukan deret data yang *white noise* melalui pemodelan *time series* ARIMA. Asumsi dasar yang harus dipenuhi dalam analisis *time series* dan pembentukan model ARIMA adalah

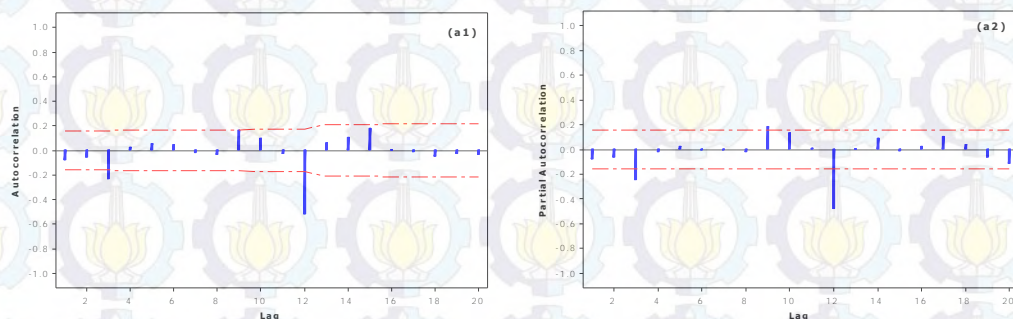
stasioneritas data. Untuk mengetahui stasioneritas data dalam dalam rata-rata dilakukan dengan melihat pola ACF dan PACF masing-masing input.



Gambar 4.10 Plot ACF dan PACF Persentase Perubahan Jumlah Uang Beredar (a), Persentase perubahan IHSG (b) dan Persentase perubahan Nilai Tukar Rupiah terhadap Dolar Amerika (c)

Plot ACF untuk persentase perubahan jumlah uang beredar pada Gambar 4.10 (a1) menunjukkan adanya pola *dies down* yang lambat dan berulang pada periode tertentu. Pola *dies down* ini terlihat pada plot ACF, terlihat pada lag-lag kelipatan 12, seperti 12, 24 dan 36, juga pada lag 6, 18 dan 30. Nilai pada lag-lag tersebut semakin lama menurun, sehingga yang tadinya signifikan makin lama akan semakin tidak signifikan. Hal ini mengindikasikan bahwa data belum

stasioner dalam rata-rata dan adanya faktor musiman 12. Sehingga perlu dilakukan *differencing* musiman 12. Pola ACF dan PACF untuk persentase perubahan IHSG pada Gambar 4.9 (b1) dan (b2) menunjukkan adanya pola *cut off*, ini mengindikasikan bahwa data persentase perubahan IHSG sudah stasioner pada rata-rata sehingga tidak perlu dilakukan *differencing*. Sedangkan pada pola ACF dan PACF untuk persentase perubahan nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika juga menunjukkan pola yang sudah *white noise*. Model untuk persentase perubahan nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika adalah ARIMA (0,0,0).



Gambar 4.11 Plot ACF dan PACF Stasioner dari Persentase Perubahan Jumlah Uang Beredar (a)

Setelah dilakukan *differencing* musiman 12 pada data persentase perubahan jumlah uang beredar terlihat bahwa data telah stasioner dalam rata-rata. Hal ini terlihat dari pola ACF pada Gambar 4.11 (a1) yang signifikan pada lag 3 dan 12. Sedangkan pola PACF pada Gambar 4.11 (a2) signifikan pada lag 3, 9 dan 12. Dengan melihat pola ACF dan PACF ini dilakukan identifikasi model ARIMA, maka dugaan model ARIMA yang terbentuk adalah ARIMA ([9],0,0)(0,1,1)¹².

Pada data persentase perubahan IHSG tidak dilakukan *differencing*, karena plot ACF dan PACF seperti pada Gambar 4.10 (b1) dan (b2) memiliki pola *cut off*. Dari plot tersebut terlihat bahwa data telah stasioner pada rata-rata. Dari kedua plot tersebut diidentifikasi orde model ARIMA yang sesuai untuk data persentase perubahan IHSG. Kedua plot tersebut memiliki pola *cut off* di lag 1, maka dugaan model ARIMA yang terbentuk adalah ARIMA (0,0,1).

Tabel 4.8 Uji Signifikansi Parameter Model ARIMA $([9],0,0)(0,1,1)^{12}$ Persentase Perubahan Jumlah Uang Beredar

Parameter	Estimasi	S.E	t _{hitung}	p-value
(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
ϕ_9	0,25039	0,08104	3,09	0,0020
Θ_1	0,80920	0,07248	11,17	< 0,0001

Langkah selanjutnya adalah estimasi parameter dari model deret input yang terbentuk. Berdasarkan tabel 4.8 menunjukkan bahwa model ARIMA $([9],0,0)(0,1,1)^{12}$ untuk input perubahan persentase jumlah uang beredar pada taraf signifikansi 5% parameternya mempunyai nilai p-value kurang dari $\alpha=0,05$. Hal ini berarti bahwa parameter model ARIMA $([9],0,0)(0,1,1)^{12}$ signifikan. Sehingga parameter dapat digunakan dalam model.

Untuk menentukan kelayakan model ARIMA dilakukan cek diagnosa residual untuk menguji *white noise* pada residual. Berdasarkan Tabel 4.9, uji residual untuk model ARIMA $([9],0,0)(0,1,1)^{12}$ sudah memenuhi sifat *white noise* karena nilai p-value > 0,05. Sehingga model ARIMA tersebut dapat dilanjutkan dalam proses fungsi transfer.

Tabel 4.9 Uji Residual Model ARIMA $([9],0,0)(0,1,1)^{12}$ untuk Persentase Perubahan Jumlah Uang Beredar

Lag	Chi-square	df	p-value
(1)	(2)	(3)	(4)
6	2,88	4	0,5787
12	6,22	10	0,7968
18	10,95	15	0,8127
24	24,58	22	0,3175
30	26,28	28	0,5577

Berdasarkan nilai estimasi parameter pada tabel 4.8, model ARIMA yang terbentuk untuk persentase perubahan jumlah uang yang beredar adalah:

$$(1 - 0,25B^9)(1 - B^{12})x_{1t} = (1 - 0,81B^{12})\alpha_{1t}$$

sehingga deret input persentase perubahan jumlah uang beredar yang telah di-prewhitening adalah:

$$\alpha_{1t} = \frac{(1 - 0,25B^9)(1 - B^{12})}{(1 - 0,81B^{12})} x_{1t}, \quad (4.2)$$

Prewhitening deret output (inflasi umum) mengikuti *prewhitening* deret input. Sehingga deret output yang telah di-*prewhitening* dengan input persentase perubahan jumlah uang beredar adalah:

$$\beta_t = \frac{(1 - 0,25B^9)(1 - B^{12})}{(1 - 0,81B^{12})} y_t, \quad (4.3)$$

Estimasi parameter model ARIMA untuk data IHSG disajikan pada Tabel 4.10. Berdasarkan tabel tersebut nilai *p-value* dari parameter model ARIMA (0,0,1) menunjukkan nilai lebih kecil dari 0,05. Sehingga parameter dapat digunakan dalam model. Selanjutnya dilakukan uji diagnosa residual yang disajikan pada Tabel 4.11. Dari uji diagnosa residual menunjukkan bahwa model ARIMA (0,0,1) memenuhi sifat *white noise*. Hal ini terlihat dari nilai *p-value* yang lebih besar dari 0,05 untuk semua lag. Selanjutnya model ARIMA ini digunakan dalam tahapan fungsi transfer.

Tabel 4.10 Uji Signifikansi Parameter Model ARIMA (0,0,1) Persentase perubahan IHSG

Parameter	Estimasi	S.E	t _{hitung}	p-value
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
θ_0	1,33464	0,63651	2,10	0,0360
θ_1	-0,47496	0,06863	-6,92	< 0,0001

Tabel 4.11 Uji Residual Model ARIMA (0,0,1) untuk Persentase perubahan IHSG

Lag	Chi-square	df	p-value
(1)	(2)	(3)	(4)
6	3,12	5	0,6813
12	8,12	11	0,7023
18	9,65	17	0,9177
24	14,36	23	0,9162
30	19,71	29	0,9018

Berdasarkan parameter pada Tabel 4.10 diperoleh persamaan model ARIMA sebagai berikut:

$$x_{2t} = 1,33 + (1 + 0,47B)\alpha_{2t}$$

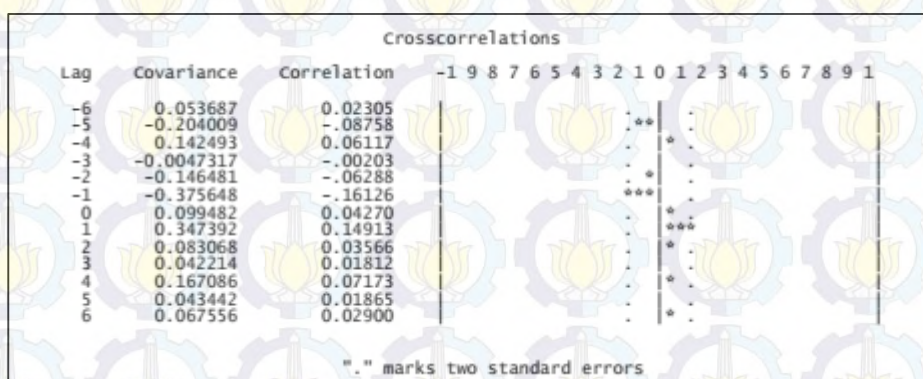
sehingga deret input persentase perubahan IHSG yang telah di-*prewhitening* adalah:

$$\alpha_{2t} = \frac{x_{2t} - 1,33}{(1 + 0,47B)}, \quad (4.4)$$

Sehingga diperoleh deret output (inflasi umum) yang telah di-*prewhitening* dengan input persentase perubahan IHSG adalah:

$$\beta_t = \frac{y_t - 1,33}{(1 + 0,47B)}, \quad (4.5)$$

Setelah diperoleh deret input dan deret output yang telah *prewhitening* untuk masing-masing input, selanjutnya dilakukan identifikasi model dugaan awal fungsi transfer. Identifikasi ini didasarkan pada nilai korelasi silang antara masing-masing deret input dan deret output yang telah di-*prewhitening*. Dari hasil korelasi silang diharapkan akan memperoleh dugaan kapan dan berapa lama deret input mempengaruhi deret output. Dugaan ini yang digunakan untuk penentuan nilai (b, r, s) .



Gambar 4.12 Plot *Crosscorrelation* antara Inflasi Umum dan Persentase Perubahan Jumlah Uang Beredar

Berdasarkan hasil korelasi silang antara inflasi umum dan persentase perubahan jumlah uang beredar seperti pada Gambar 4.12 terlihat bahwa korelasi silang signifikan pada lag 1. Sehingga dilakukan pendugaan nilai $b=1$, $r=0$ dan $s=0$ untuk model awal fungsi transfer persentase perubahan jumlah uang beredar.

Hasil estimasi parameter model awal fungsi transfer inflasi umum dan persentase perubahan jumlah uang yang beredar disajikan pada tabel 4.12. Tabel tersebut menunjukkan bahwa model fungsi transfer tersebut memenuhi uji signifikansi parameter, dengan nilai $p\text{-value} < 0,05$. Orde $b=1$ menunjukkan bahwa persentase perubahan jumlah uang beredar mempengaruhi inflasi umum pada periode $t+1$.

Tabel 4.12 Uji Signifikansi Parameter Model Awal Fungsi Transfer Persentase Perubahan Jumlah Uang yang Beredar terhadap Inflasi Umum

Parameter	Estimasi	S.E	t_{hitung}	p-value
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
ϕ_6	-0,89647	0,05649	-15,87	< 0,0001
θ_1	0,74846	0,09720	7,70	< 0,0001
ω_0	0,12150	0,05355	2,27	0,0233

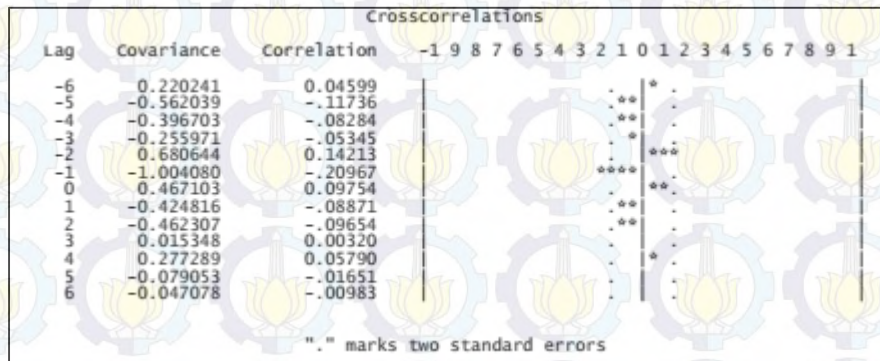
Pengujian residual model dugaan awal persentase perubahan jumlah uang beredar terhadap inflasi umum disajikan pada Tabel 4.13, menunjukkan bahwa model fungsi transfer telah memenuhi asumsi *white noise*. Hal ini dapat dilihat dari nilai $p\text{-value}$ di semua lag yang lebih besar dari 0,05.

Tabel 4.13 Uji Residual Model Awal Fungsi Transfer Persentase Perubahan Jumlah Uang Beredar terhadap Inflasi Umum

Lag	Chi-square	df	p-value
(1)	(2)	(3)	(4)
6	5,74	4	0,2198
12	10,62	10	0,3881
18	12,75	16	0,6907
24	17,29	22	0,7474
30	19,00	28	0,8983

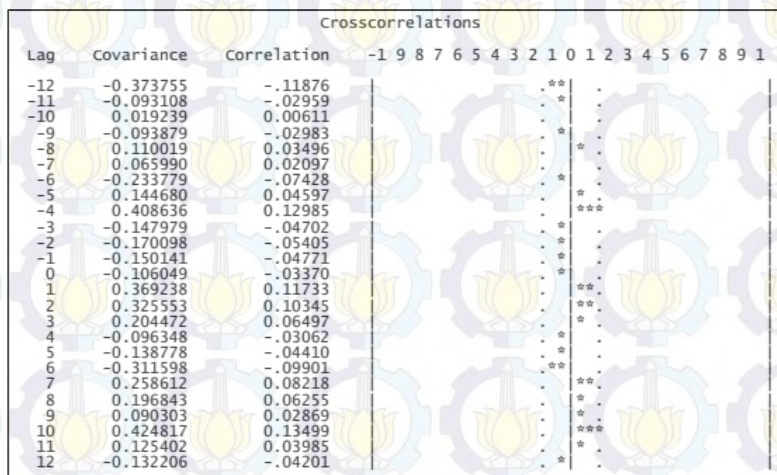
Mengingat pembentukan model fungsi transfer untuk inflasi umum menggunakan multi input, maka penentuan model dugaan awal untuk masing-masing input akan ditentukan setelah semua input dimasukkan dalam pembentukan fungsi transfer. Demikian pula komponen residual akan dimodelkan setelah semua input dimasukkan dalam pembentukan fungsi transfer. Selanjutnya akan dilakukan pembentukan fungsi transfer untuk input yang lain, yaitu

persentase perubahan IHSG dan persentase perubahan nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika.



Gambar 4.13 Plot *Crosscorrelation* antara Inflasi Umum dan Persentase perubahan IHSG

Hasil korelasi silang antara inflasi umum dan persentase perubahan IHSG pada Gambar 4.13, menunjukkan tidak terdapat lag signifikan, sehingga dapat disimpulkan tidak terdapat korelasi antara inflasi umum dan persentase perubahan IHSG. Dalam pembentukan fungsi transfer jika tidak terdapat lag yang signifikan pada korelasi silang, maka tidak dapat diduga nilai b , r , s .



Gambar 4.14 Plot *Crosscorrelation* antara Inflasi Umum dan Persentase perubahan Nilai Tukar Rupiah terhadap Dolar Amerika

Hasil korelasi silang antara inflasi umum dan nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika pada Gambar 4.14, menunjukkan signifikansi pada lag 10. Namun karena secara teori lag 10 ini terlalu jauh untuk mempengaruhi, maka dilakukan

pendugaan nilai $b=1$, $r=0$ dan $s=0$ untuk model awal fungsi transfer persentase perubahan nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika. Dari pendugaan nilai b, r, s tersebut diperoleh parameter untuk model fungsi transfer persentase perubahan nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika, dengan hasil pengujian parameter disajikan pada Tabel 4.14. Tabel tersebut menunjukkan bahwa model fungsi transfer tersebut memenuhi uji signifikansi parameter, dengan nilai $p\text{-value} < 0,05$. Orde $b=1$ menunjukkan bahwa persentase perubahan nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika mempengaruhi inflasi umum pada periode $t+1$.

Tabel 4.14 Uji Signifikansi Parameter Model Awal Fungsi Transfer Persentase perubahan Nilai Tukar Rupiah terhadap dolar Amerika terhadap Inflasi Umum

Parameter	Estimasi	S.E	t_{hitung}	$p\text{-value}$
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
ϕ_7	0,31851	0,07741	4,11	$< 0,0001$
Φ_1	0,24681	0,07990	3,09	0,0020
θ_1	-0,34706	0,07418	-4,68	$< 0,0001$
ω_0	0,03785	0,01696	2,23	0,0257

Pengujian residual model dugaan awal fungsi transfer persentase perubahan nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika terhadap inflasi umum disajikan pada Tabel 4.15. Pada tabel tersebut menunjukkan bahwa model fungsi transfer telah memenuhi asumsi *white noise*. Hal ini dapat dilihat dari nilai $p\text{-value}$ di semua lag yang lebih besar dari 0,05.

Tabel 4.15 Uji Residual Model Awal Fungsi Transfer Nilai Tukar Rupiah terhadap Dolar Amerika terhadap Inflasi Umum

Lag	Chi-square	df	$p\text{-value}$
(1)	(2)	(3)	(4)
6	7,53	3	0,0568
12	12,26	9	0,1988
18	15,97	15	0,3841
24	21,21	21	0,4463
30	30,53	27	0,2909

Setelah diperoleh model awal fungsi transfer *single* input untuk masing-masing input terhadap inflasi umum, persentase perubahan jumlah uang yang beredar dengan orde ($b=1, r=0, s=0$) dan nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika dengan orde ($b=1, r=0, s=0$). Sedangkan untuk IHSG tidak diperoleh orde yang signifikan. Berdasarkan model awal fungsi transfer untuk masing-masing deret input, maka dapat dibentuk model awal fungsi transfer multi input dengan orde sesuai dengan masing-masing input. Hasil estimasi dan pengujian parameter model awal fungsi transfer multi input adalah seperti disajikan pada Tabel 4.16.

Tabel 4.16 Uji Signifikansi Parameter Model Awal Fungsi Transfer Multi Input terhadap Inflasi Umum

Parameter	Estimasi	S.E	t_{hitung}	p-value	Variabel
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
ϕ_7	0,31656	0,07776	3,89	0,0001	y_t
Φ_1	0,26918	0,08139	3,23	0,0012	y_t
θ_1	-0,35102	0,08326	-4,51	< 0,0001	e_t
$\omega_{0(x1)}$	0,06795	0,04072	1,67	0,0952	$x_{1,t}$
$\omega_{0(x3)}$	0,02444	0,02159	1,13	0,2576	$x_{3,t}$

Tabel 4.17 Uji Signifikansi Parameter Model Akhir Fungsi Transfer Multi Input terhadap Inflasi Umum

Parameter	Estimasi	S.E	t_{hitung}	p-value	Variabel
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
ϕ_7	0,31164	0,08131	3,83	0,0001	y_t
Φ_1	0,27452	0,08289	3,31	0,0009	y_t
θ_1	-0,34590	0,07732	-4,47	< 0,0001	e_t
$\omega_{0(x3)}$	0,09083	0,03543	2,56	0,0104	$x_{1,t}$

Berdasarkan hasil uji signifikansi parameter terlihat bahwa variabel persentase perubahan nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika (x_3) memiliki

parameter yang tidak signifikan, memiliki nilai *p-value* lebih dari 0,05. Parameter yang tidak signifikan tersebut selanjutnya dikeluarkan dari model dan selanjutnya dilakukan estimasi parameter kembali, sehingga diperoleh parameter yang signifikan secara keseluruhan terhadap model. Tabel 4.17 menunjukkan hasil estimasi parameter setelah parameter $\omega_{0(x3)}$ dieliminasi.

Dapat disimpulkan bahwa model fungsi transfer multi input untuk inflasi umum adalah model dengan orde ($b=1, r=0, s=0$) untuk persentase perubahan jumlah uang beredar. Dengan persamlan model fungsi transfer multi input sebagai berikut:

$$y_t = 0,09x_{1,t-1} + \frac{(1 + 0,35B)}{(1 - 0,31B^7)(1 - 0,27B^{12})} e_t, \quad (4.8)$$

Model tersebut menunjukkan bahwa persentase perubahan jumlah uang beredar saat ini mempengaruhi inflasi umum pada periode selanjutnya. Dan selain persentase perubahan jumlah uang beredar, inflasi umum juga berkaitan oleh dirinya sendiri periode tujuh bulan dan dua belas bulan yang lalu.

Tabel 4.18 Uji Residual Model Fungsi Transfer Multi Input Terhadap Inflasi Umum

Lag	Chi-square	df	p-value
(1)	(2)	(3)	(4)
6	6,41	3	0,0932
12	10,68	9	0,2982
18	12,78	15	0,6196
24	15,31	21	0,8072
30	24,49	27	0,6028

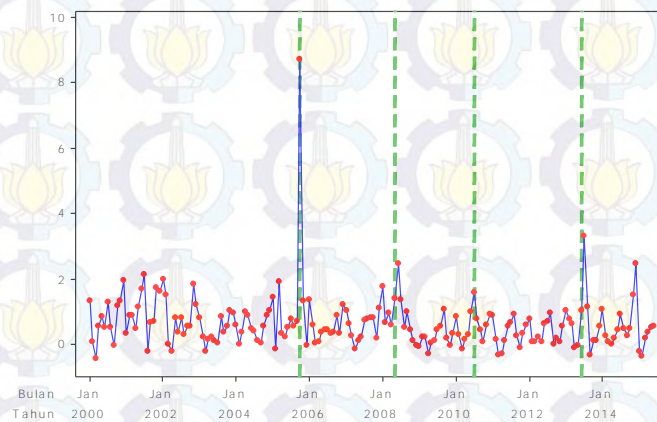
Pengujian residual model fungsi transfer multi input terhadap inflasi umum seperti pada tabel 4.18 telah memenuhi asumsi *white noise* karena nilai *p-value* di semua lag $> 0,05$. Hal ini berarti bahwa residual telah bersifat independen. Hasil korelasi silang residual dengan deret input persentase perubahan jumlah uang beredar memiliki nilai $> 0,05$ pada semua lag (tabel 4.19). Hal ini menunjukkan bahwa antara deret *noise* dan deret input (persentase jumlah uang beredar) telah independen.

Tabel 4.19 Korelasi Silang Residual Model Fungsi Transfer Multi Input dengan Input Nilai Tukar Rupiah terhadap Dolar Amerika

Lag	Chi-square	df	p-value
(1)	(2)	(3)	(4)
5	6,33	5	0,2758
11	9,15	11	0,6077
17	13,99	17	0,6678
23	15,77	23	0,8651
29	16,58	29	0,9682

Pembentukan model fungsi transfer multi input untuk inflasi umum ini masih akan digabungkan dengan model intervensi dalam pembentukan model ARIMAX, maka komponen residual akan dimodelkan setelah penggabungan fungsi transfer multi input dan model intervensi.

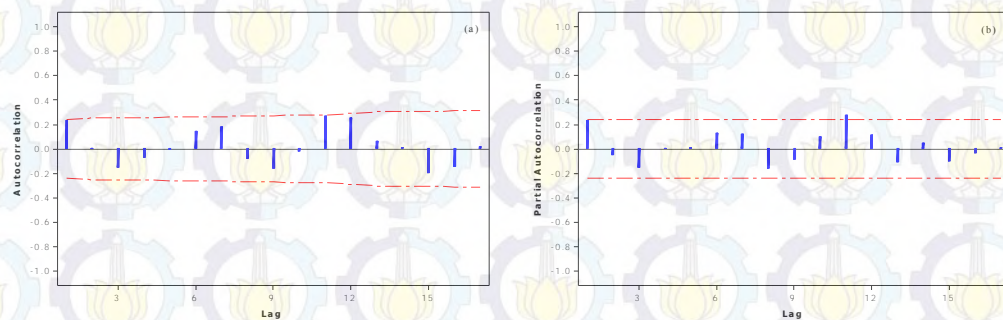
4.1.2.2 Model Intervensi



Gambar 4.15 Plot *Time Series* Inflasi Umum dan Faktor Intervensi

Pada tahap ini akan dilakukan pemodelan intervensi terhadap inflasi umum. Kejadian-kejadian yang akan digunakan sebagai faktor intervensi antara lain kenaikan BBM Oktober 2005 (I_1), kenaikan BBM Mei 2008 (I_2), kenaikan TDL Juli 2010 (I_3) dan kenaikan BBM Juni 2013 (I_4). Langkah awal dalam model intervensi adalah menentukan jenis intervensi *pulse* atau *step* dari masing-masing faktor intervensi dari plot data inflasi umum.

Berdasarkan plot *time series* dari inflasi umum pada Gambar 4.15, terlihat bahwa masing-masing faktor intervensi memberikan efek *pulse*, yaitu efek yang ditimbulkan dari kejadian tersebut akan kembali ke kondisi awal. Terlihat bahwa pada kejadian kenaikan BBM Oktober 2005 efek yang ditimbulkan hanya terjadi pada bulan tersebut dan langsung kembali ke kondisi semula pada bulan berikutnya. Sedangkan untuk kenaikan BBM Juni 2008, terdapat jeda dari efek kejadian tersebut. Pada bulan berikutnya baru terjadi kenaikan tingkat inflasi, namun pada dua periode selanjutnya kembali ke kondisi semula. Kenaikan TDL Juli 2010 memberi efek seperti pada kenaikan BBM Oktober 2005, yaitu menimbulkan efek pada bulan itu juga dan kembali ke kondisi awal pada periode selanjutnya. Terakhir kenaikan BBM Juni 2013, seperti pada kenaikan BBM Juni 2008, dampak kenaikan BBM pada bulan Juni 2013 baru terlihat pada Juli 2013. Dan pada bulan selanjutnya sudah mengalami penurunan dan kembali ke kondisi semula.



Gambar 4.16 Plot ACF (a) dan PACF (b) Inflasi Umum sebelum Intervensi Kenaikan BBM Oktober 2005

Tahapan awal dari model intervensi adalah melakukan pemodelan ARIMA untuk data sebelum adanya intervensi pertama yaitu Januari 2000 sampai dengan September 2005. Tahapan ARIMA ini antara lain identifikasi dugaan model sementara, estimasi parameter dan cek diagnosa. Sebagai langkah awal pemodelan ARIMA yaitu pengecekan stasioneritas data dalam rata-rata melalui plot ACF dan PACF seperti pada Gambar 4.16.

Berdasarkan pada plot ACF dan PACF mengindikasikan data telah stasioner dalam rata-rata, terlihat dari pola *cut off* pada kedua pola plot ACF dan

PACF. Selanjutnya dilakukan identifikasi model melalui plot ACF dan PACF yang telah stasioner pada rata-rata. Dugaan model yang mungkin terbentuk adalah ARIMA ([1,11],0,0).

Setelah diperoleh dugaan model sementara, maka dilakukan pendugaan dan pengujian parameter model ARIMA ([1,11],0,0) untuk data inflasi umum seperti pada tabel 4.20. Dari hasil uji signifikansi, terlihat bahwa model tersebut telah memiliki parameter yang signifikan. Hal ini disimpulkan dari nilai *p-value* yang lebih kecil dari 0,05.

Tabel 4.20 Uji Signifikansi Parameter Model Inflasi Umum Sebelum Intervensi Pertama ARIMA([1,11],0,0)

Parameter	Estimasi	S.E	t _{hitung}	p-value
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
θ_0	0,69812	0,13525	5,16	< 0,0001
ϕ_1	0,23838	0,11060	2,16	0,0311
ϕ_{11}	0,31545	0,11868	2,66	0,0079

Tabel 4.21 Uji Residual Model Inflasi Umum Sebelum Intervensi Pertama ARIMA ([1,11],0,0)

Lag	Chi-square	df	p-value
(1)	(2)	(3)	(4)
6	2,86	4	0,5810
12	8,30	10	0,5998
18	13,05	16	0,6692
24	18,87	22	0,6532

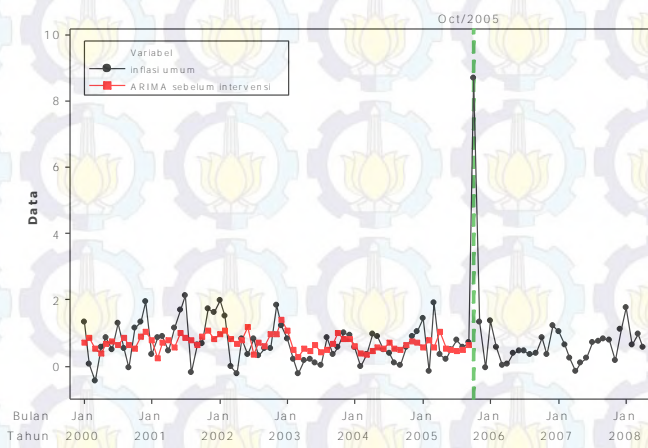
Tahap selanjutnya adalah pengujian asumsi *white noise* dari residual model. Berdasarkan hasil pada tabel 4.21, dapat dilihat bahwa nilai *p-value* dari lag 6 sampai lag 24 bernilai lebih dari 0,05, sehingga dapat diambil kesimpulan bahwa residual model ARIMA ([1,11],0,0) sudah memenuhi asumsi *white noise*. Selain pengujian *white noise* juga dilakukan pengujian asumsi kenormalan. Uji kenormalan ini menggunakan uji Kolmogorov-smirnov. Hipotesis nul yang digunakan adalah residual model berdistribusi normal melawan hipotesis

alternative residual model tidak berdistribusi normal. Hasil pengujian kenormalan residual dengan tingkat signifikansi 5% memberikan nilai statistik uji D sebesar 0,083523 dengan nilai $p\text{-value} > 0,1500$. Dengan demikian dapat disimpulkan bahwa residual model telah memenuhi asumsi *white noise* dan kenormalan.

Dari tahapan pembentukan model ARIMA di atas, dapat disimpulkan model inflasi umum sebelum intervensi pertama adalah ARIMA $([1,11],0,0)$ dengan persamaan sebagai berikut:

$$\begin{aligned}(1 - 0,023838B - 0,31545B^{11})y_t &= 0,69812 + a_t \\ y_t - 0,023838y_{t-1} - 0,31545y_{t-11} &= 0,69812 + a_t \\ y_t &= 0,69812 + 0,023838y_{t-1} + 0,31545y_{t-11} + a_t,\end{aligned}\quad (4.9)$$

Setelah mendapatkan model ARIMA sebelum intervensi pertama, maka langkah selanjutnya adalah analisis data inflasi umum setelah adanya intervensi pertama, yaitu kenaikan BBM Oktober 2005 atau sejak $T=70$. Langkah awal adalah penentuan orde dari model intervensi pertama dengan melihat plot data inflasi umum pada gambar 4.16.



Gambar 4.17 Plot Data Inflasi Umum dan Data Hasil Peramalan ARIMA $([1,11],0,0)$

Dari Gambar 4.17 terlihat adanya kenaikan tingkat inflasi pada saat terjadinya kenaikan BBM pada Oktober 2005. Terlihat bahwa kenaikan BBM Oktober 2005 berpengaruh langsung terhadap inflasi umum pada bulan itu juga. Dampak kenaikan BBM bulan ini tidak berlangsung lama, terlihat pada bulan berikutnya November 2005 inflasi umum kembali ke kondisi awal seperti sebelum terjadi kenaikan harga BBM. Nilai b , r , s yang diduga untuk intervensi pertama ini

adalah $b=0$, $r=0$ dan $s=0$. Selanjutnya dugaan orde model intervensi tersebut digunakan untuk estimasi parameter model intervensi pertama.

Tabel 4.22 menyajikan hasil estimasi parameter untuk model intervensi pertama. Dari tabel tersebut dapat ditunjukkan bahwa semua parameter dalam model intervensi signifikan pada tingkat signifikansi 5 %. Hal ini terlihat dari nilai *p-value* yang lebih kecil dari 0,05.

Tabel 4.22 Uji Signifikansi Parameter Model Intervensi Pertama Inflasi Umum

Parameter	Estimasi	S.E	t _{hitung}	p-value
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
θ_0	0,67324	0,09524	7,07	< 0,0001
ϕ_1	0,21703	0,09522	2,28	0,0226
ϕ_{11}	0,24935	0,09833	2,54	0,0112
$\omega_{(1)}$	7,91724	0,50862	15,57	<0,0001

Tabel 4.23 Uji Residual Model Intersensi Pertama Inflasi Umum

Lag	Chi-square	df	p-value
(1)	(2)	(3)	(4)
6	3,30	4	0,5093
12	12,59	10	0,2477
18	17,05	16	0,3826
24	24,85	22	0,3042

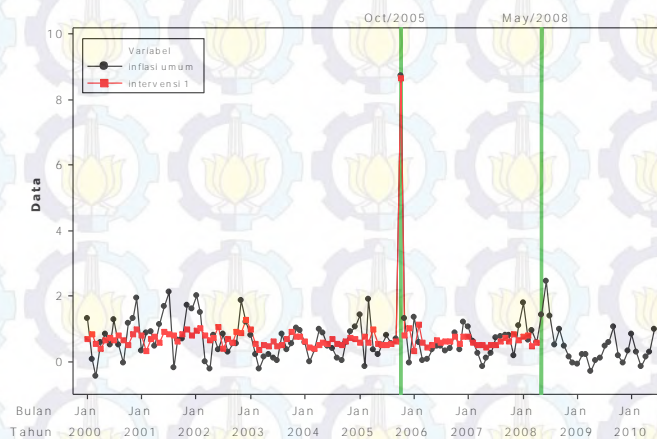
Uji *white noise* dilakukan dengan hasil sebagaimana diberikan pada tabel 4.23. Nilai *p-value* dari lag 6 sampai 24 menunjukkan nilai lebih besar dari 0,05, yang artinya residual telah *white noise*. Selain dilakukan pengujian *white noise* juga dilakukan uji asumsi kenormalan. Hasil uji kenormalan dengan menggunakan uji Kolmogorov-smirnov memberikan nilai statistik uji D sebesar 0,059233, dengan nilai *p-value* >0,1500. Hasil ini memberikan kesimpulan bahwa residual dari intervensi pertama inflasi umum telah berdistribusi normal.

Dari hasil pendugaan parameter pada tabel 4.22 dapat dituliskan model intervensi pertama sebagai berikut:

$$y_t = \theta_0 + \omega_{(11)}I_{1,t} + \frac{1}{(1-\phi_1B-\phi_{11}B^{11})}e_t$$

$$y_t = 0,67 + 7,92I_{1,t} + \frac{1}{(1-0,22B-0,25B^{11})}e_t \quad (4.10)$$

Dari persamaan 4.10, dapat dilihat bahwa adanya kenaikan BBM pada Oktober 2005 mengakibatkan kenaikan tingkat inflasi. Kenaikan BBM bulan ini memberikan pengaruh yang cukup tinggi, terlihat dari nilai parameter untuk kenaikan BBM Oktober 2005 yang tinggi yaitu sebesar 7,92.



Gambar 4.18 Plot Data Inflasi Umum dan Data Hasil Peramalan Model Intervensi Pertama

Tahap selanjutnya adalah penentuan orde dari model intervensi kedua dengan melihat plot inflasi pada Gambar 4.18. Intervensi kedua adalah kenaikan BBM pada bulan Mei 2008 ($T=101$). Pada Gambar 4.17 diberikan plot data inflasi umum dan hasil peramalan dari model intervensi pertama, dimana terlihat bahwa setelah kenaikan BBM pada bulan Mei 2008, terjadi kenaikan tingkat inflasi umum pada bulan berikutnya Juni 2008. Dampak kenaikan BBM Mei 2008 tersebut hanya berlangsung pada bulan Juni 2008, pada bulan selanjutnya Juli 2008 inflasi umum sudah kembali ke kondisi awal. Sehingga nilai dugaan untuk $b=1$, $r=0$, $s=0$. Selanjutnya nilai dugaan tersebut digunakan untuk estimasi parameter model intervensi kedua.

Dari hasil pendugaan parameter model intervensi kedua pada tabel 4.24, menunjukkan bahwa parameter model telah signifikan pada tingkat signifikansi 5%. Hal ini terlihat pada nilai *p-value* untuk semua parameter bernilai lebih kecil

dari 0,05. Setelah didapatkan nilai estimasi parameter dilakukan pengujian asumsi *white noise* terhadap residual model intervensi kedua. Uji *white noise* dilakukan dengan statistik uji *Chi-square* dengan hasil seperti pada tabel 4.25.

Tabel 4.24 Uji Signifikansi Parameter Model Intervensi Kedua Inflasi Umum

Parameter	Estimasi	S.E	t _{hitung}	p-value
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
θ_0	0,61113	0,06816	8,97	< 0,0001
ϕ_1	0,30343	0,08717	3,48	0,0005
$\omega_{(I1)}$	7,87278	0,50877	15,47	<0,0001
$\omega_{(I2)}$	1,41606	0,51159	2,77	0,0056

Tabel 4.25 Uji Residual Model Intervensi Kedua Inflasi Umum

Lag	Chi-square	df	p-value
(1)	(2)	(3)	(4)
6	2,90	5	0,7148
12	16,98	11	0,1084
18	22,44	17	0,1682
24	34,62	23	0,0567

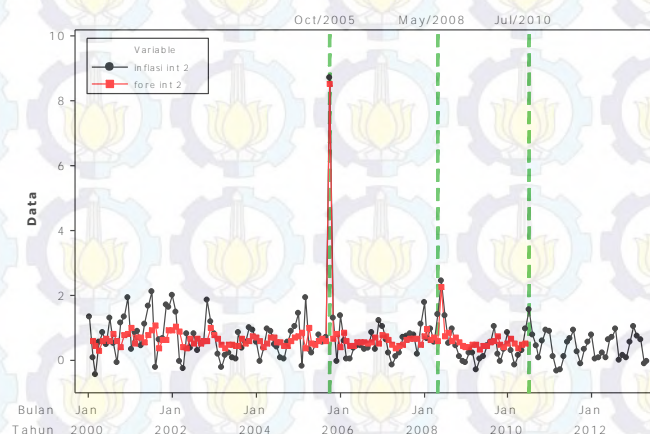
Pada tabel 4.25 dapat dilihat bahwa nilai *p-value* pada semua lag memberikan nilai yang lebih besar dari 0,05, yang artinya bahwa residual sudah *white noise*. Selanjutnya uji asumsi kenormalan untuk model intervensi kedua. Uji kenormalan dengan menggunakan uji *Kolmogorov-smirnov* memberikan nilai statistik uji D sebesar 0,075582 dengan nilai *p-value* sebesar 0,0796. Nilai *p-value* lebih besar dari nilai 0,05, yang artinya bahwa residual model intervensi kedua telah berdistribusi normal.

Dari hasil pendugaan parameter pada tabel 4.24 dapat dituliskan model intervensi kedua sebagai berikut:

$$y_t = \theta_0 + \omega_{(I1)}I_{1,t} + \omega_{(I2)}I_{2,t-1} + \frac{1}{(1-\phi_1 B)}e_t$$

$$y_t = 0,61 + 7,87I_{1,t} + 1,42I_{2,t-1} + \frac{1}{(1-0,30B)}e_t \quad (4.11)$$

Dari persamaan 4.11, dapat dilihat bahwa adanya kenaikan BBM pada Oktober 2005 dan kenaikan BBM pada Mei 2008 mengakibatkan kenaikan tingkat inflasi. Pengaruh kenaikan BBM bulan Mei 2008 tidak sebesar kenaikan BBM pada bulan Oktober 2005. Hal ini dikarenakan persentase kenaikan BBM pada bulan Oktober 2005 lebih besar dibandingkan kenaikan BBM pada bulan Mei 2008.



Gambar 4.19 Plot Data Inflasi Umum dan Data Hasil Peramalan Model Intervensi Kedua

Setelah diperoleh model intervensi kedua, dilanjutkan dengan model intervensi ketiga. Langkah awalnya adalah penentuan orde dari model intervensi ketiga dengan melihat plot inflasi umum pada Gambar 4.19. Kejadian intervensi ketiga adalah kenaikan TDL pada bulan Juli 2010 ($T=127$). Pada gambar 4.14 diberikan plot data inflasi umum dan hasil peramalan dari model intervensi kedua, dimana terlihat bahwa kenaikan TDL Juli 2010, menyebabkan kenaikan inflasi umum pada bulan yang sama. Dampak kenaikan TDL 2010 tersebut hanya berlangsung pada bulan tersebut, hal ini terlihat pada bulan berikutnya yaitu Agustus 2010 inflasi umum kembali ke posisi semula. Sehingga kemungkinan nilai untuk $b=0$, $r=0$, $s=0$. Selanjutnya nilai dugaan tersebut digunakan untuk estimasi parameter model intervensi ketiga.

Dari hasil pendugaan parameter model intervensi ketiga pada tabel 4.26, menunjukkan bahwa nilai *p-value* untuk semua parameter bernilai lebih kecil dari 0,05, sehingga dapat dikatakan parameter model telah signifikan pada tingkat signifikansi 5%. Setelah didapatkan nilai estimasi parameter dilakukan pengujian

asumsi *white noise* terhadap residual model intervensi kedua. Uji *white noise* dilakukan dengan statistik uji *Chi-square* dengan hasil seperti pada tabel 4.27.

Tabel 4.26 Uji Signifikansi Parameter Model Intervensi Ketiga Inflasi Umum

Parameter	Estimasi	S.E	t _{hitung}	p-value
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
θ_0	0,55530	0,07929	7,00	< 0,0001
ϕ_1	0,30650	0,08604	3,87	0,0001
θ_7	-0,19531	0,08117	-2,27	0,0232
θ_1	-0,24491	0,07929	-3,02	0,0026
$\omega_{(1)}$	7,44325	0,46380	16,05	< 0,0001
$\omega_{(2)}$	1,79014	0,44273	4,04	< 0,0001
$\omega_{(3)}$	0,91589	0,43722	2,09	0,0362

Tabel 4.27 Uji Residual Model Intervensi Ketiga Inflasi Umum

Lag	Chi-square	df	p-value
(1)	(2)	(3)	(4)
6	3,63	3	0,3039
12	13,07	9	0,1594
18	16,55	15	0,3463
24	31,08	21	0,0723
30	33,46	27	0,1822

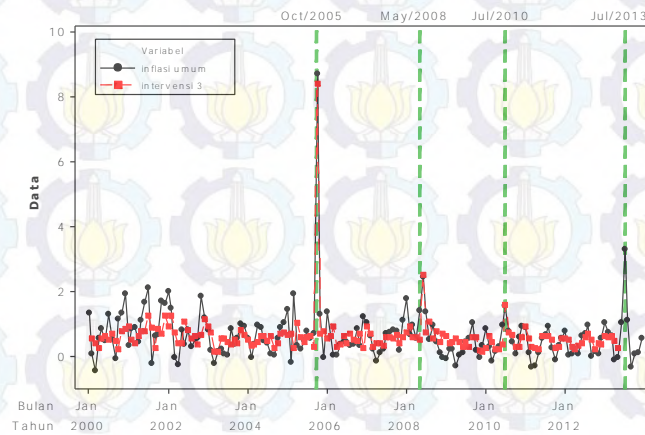
Pada tabel 4.27 dapat dilihat bahwa nilai *p-value* pada masing-masing lag memberikan nilai yang lebih besar dari 0,05, yang artinya bahwa residual sudah *white noise*. Selain uji asumsi *white noise*, juga dilakukan uji asumsi kenormalan untuk model intervensi ketiga. Uji kenormalan dengan menggunakan uji *Kolmogorov-smirnov* untuk residual model intervensi ketiga memberikan nilai statistik uji D sebesar 0,056142 dengan nilai *p-value* > 0,1500. Nilai *p-value* lebih besar dari nilai 0,05, yang artinya bahwa residual model intervensi ketiga telah berdistribusi normal.

Dari hasil pendugaan parameter pada tabel 4.26 dapat dituliskan model intervensi ketiga sebagai berikut:

$$y_t = \theta_0 + \omega_{(1)}I_{1,t} + \omega_{(2)}I_{2,t-1} + \omega_{(3)}I_{3,t} + \frac{(1 - \theta_7 B^7)(1 - \Theta_1 B^{12})}{(1 - \phi_1 B)} e_t$$

$$y_t = 0,56 + 7,44I_{1,t} + 1,79I_{2,t-1} + 0,92I_{3,t} + \frac{(1 + 0,20B^7)(1 + 0,24B^{12})}{(1 - 0,30B)} e_t, \quad (4.12)$$

Dari persamaan 4.12, dapat dilihat bahwa kejadian intervensi pertama, kedua dan ketiga, yaitu kenaikan BBM pada Oktober 2005, kenaikan BBM pada Mei 2008 dan kenaikan TDL Juli 2010, berpengaruh terhadap tingkat inflasi.



Gambar 4.20 Plot Data Inflasi Umum dan Data Hasil Peramalan Model Intervensi Ketiga

Intervensi keempat adalah kenaikan BBM pada bulan Juni 2013 ($T=162$). Pada gambar 4.20 diberikan plot data inflasi umum dan hasil peramalan dari model intervensi ketiga. Dari gambar tersebut terlihat bahwa inflasi baru mengalami peningkatan satu bulan setelah kenaikan BBM pada bulan Juni 2013, yaitu pada bulan Juli 2013. Efek kenaikan BBM Juni 2013 tersebut hanya berlangsung pada bulan Juli 2013, pada bulan selanjutnya Agustus 2013 inflasi umum sudah kembali ke kondisi awal. Sehingga nilai dugaan untuk $b=1$, $r=0$, $s=0$. Selanjutnya nilai dugaan tersebut digunakan untuk estimasi parameter model intervensi ketempat.

Dari hasil pendugaan parameter model intervensi keempat, intervensi ketiga (kenaikan TDL Juli 2010) tidak signifikan, sehingga dikeluarkan dari model. Pendugaan parameter pada tabel 4.28, menunjukkan bahwa nilai *p-value*

untuk semua parameter bernilai lebih kecil dari 0,05, sehingga dapat dikatakan parameter model telah signifikan pada tingkat signifikansi 5%. Setelah didapatkan nilai estimasi parameter dilakukan pengujian asumsi *white noise* terhadap residual model intervensi kedua. Uji *white noise* dilakukan dengan statistik uji *Chi-square* dengan hasil seperti pada tabel 4.29.

Tabel 4.28 Uji Signifikansi Parameter Model Intervensi Keempat Inflasi Umum

Parameter	Estimasi	S.E	t _{hitung}	p-value
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
θ_0	0,56103	0,03772	14,87	< 0,0001
ϕ_1	0,35905	0,07562	4,75	< 0,0001
Φ_{12}	0,30802	0,08007	3,85	0,0001
θ_9	0,31866	0,07946	4,01	< 0,0001
θ_{22}	0,25414	0,08101	3,14	0,0017
$\omega_{(1)}$	8,09278	0,37401	21,64	< 0,0001
$\omega_{(12)}$	1,58694	0,37357	4,25	< 0,0001
$\omega_{(14)}$	2,42753	0,42816	5,67	< 0,0001

Tabel 4.29 Uji Residual Model Intervensi Keempat Inflasi Umum

Lag	Chi-square	df	p-value
(1)	(2)	(3)	(4)
6	1,90	2	0,3876
12	8,66	8	0,3715
18	11,56	15	0,6420
24	17,90	20	0,5942
30	24,75	26	0,5334

Pada tabel 4.29 dapat dilihat bahwa nilai p-value pada masing-masing lag memberikan nilai yang lebih besar dari 0,05, yang artinya bahwa residual sudah *white noise*. Selain uji asumsi *white noise*, juga dilakukan uji asumsi kenormalan untuk model intervensi keempat. Uji kenormalan dengan menggunakan uji *Kolmogorov-smirnov* untuk residual model intervensi keempat memberikan nilai statistik uji D sebesar 0,059671 dengan nilai p-value > 0,1500. Nilai p-value lebih

besar dari nilai 0,05, yang artinya bahwa residual model intervensi ketiga telah berdistribusi normal.

Dari hasil pendugaan parameter pada tabel 4.28 dapat dituliskan model intervensi keempat sebagai berikut:

$$y_t = \theta_0 + \omega_{(I1)}I_{1,t} + \omega_{(I2)}I_{2,t-1} + \omega_{(I4)}I_{4,t-1} + \frac{(1 - \theta_9 B^9 - \theta_{22} B^{22})}{(1 - \phi_1 B)(1 - \Phi_1 B^{12})} e_t$$

$$y_t = 0,56 + 8,09I_{1,t} + 1,59I_{2,t-1} + 2,42I_{4,t-1} + \frac{(1 - 0,32B^9 - 0,25B^{22})}{(1 - 0,36B)(1 - 0,31B^{12})} e_t, \quad (4.13)$$

Dari persamaan 4.13, dapat dilihat bahwa kejadian intervensi yang berpengaruh terhadap inflasi umum adalah kejadian intervensi pertama, kedua dan keempat, yaitu kenaikan BBM pada Oktober 2005, kenaikan BBM pada Mei 2008 dan kenaikan BBM Juni 2013. Besarnya kenaikan pada masing-masing bulan berbeda-beda, untuk kenaikan BBM bulan Oktober bensin naik sebesar 88%, sedangkan pada bulan Mei 2008 kenaikan bensin sebesar 33% dan pada bulan Juni 2013 naik sebesar 44%. Bervariasinya kenaikan BBM ini memberikan pengaruh yang berbeda juga terhadap inflasi umum. Dapat disimpulkan bahwa semakin besar kenaikan BBM menyebabkan kenaikan tingkat inflasi umum semakin tinggi.

4.1.2.3 ARIMAX

Pada tahapan ini akan dilakukan penggabungan antara model fungsi transfer multi input dan model intervensi. Dari model fungsi transfer multi input pada persamaan 4.8, hanya variabel persentase perubahan jumlah uang beredar (x_{1t}) yang berpengaruh secara signifikan terhadap inflasi umum dengan orde ($b=1, r=0, s=0$). Sedangkan dari hasil model intervensi pada persamaan 4.13, kejadian intervensi yang mempengaruhi inflasi adalah kenaikan BBM Oktober 2005 (I_1), kenaikan BBM Mei 2008 (I_2) dan kenaikan BBM Juni 2013 (I_4). Kedua model tersebut secara bersama-sama digunakan dalam pendugaan parameter model ARIMAX. Hasil pendugaan model ARIMAX disajikan pada tabel 4.31.

Dari pendugaan parameter pada tabel 4.30 terlihat bahwa parameter dari model bernilai lebih kecil dari 0,05, maka dapat dikatakan parameter model telah

signifikan pada tingkat signifikansi 5%. Selanjutnya dilakukan pengujian *white noise* pada residual. Hasil pengujian *white noise* disajikan pada tabel 4.31.

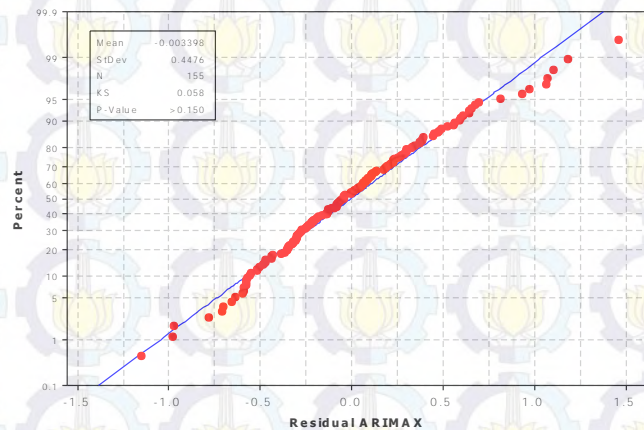
Tabel 4.30 Uji Signifikansi Parameter Model Intervensi Keempat Inflasi Umum

Parameter	Estimasi	S.E	t _{hitung}	p-value
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
θ_0	0,56788	0,06109	9,30	< 0,0001
ϕ_1	0,40967	0,07618	5,38	< 0,0001
Φ_{12}	0,31119	0,08157	3,82	0,0001
θ_9	0,30113	0,08228	3,66	0,0003
$\omega_{0(x1)}$	0,04780	0,01707	2,80	0,0051
$\omega_{(11)}$	7,74539	0,38398	20,17	< 0,0001
$\omega_{(12)}$	1,42628	0,38241	3,71	0,0002
$\omega_{(14)}$	2,56903	0,41857	6,14	< 0,0001

Tabel 4.31 Uji Residual Model ARIMAX Inflasi Umum

Lag	Chi-square	df	p-value
(1)	(2)	(3)	(4)
6	2,36	3	0,5007
12	6,40	9	0,6989
18	12,57	15	0,6353
24	30,61	21	0,0804
30	36,30	27	0,1088

Dari hasil pengujian *white noise* residual pada model ARIMAX pada, terlihat bahwa nilai p-value semua lag bernilai lebih dari 0,05. Hal ini berarti bahwa residual ARIMAX telah memenuhi asumsi *white noise*. Sedangkan pengujian asumsi normal untuk residual model ARIMAX dilakukan dengan menggunakan uji *Kolmogorv-smirnov*. Dari Gambar 4.21 terlihat plot residual ARIMAX hasil pengujian *Kolmogorov-smirnov* telah memenuhi asumsi kenormalan. Hal ini diperkuat dengan nilai statistik uji sebesar 0,058156, dengan p-value sebesar > 0,1500. Sehingga dapat disimpulkan residual telah memenuhi asumsi kenormalan.



Gambar 4.21 Plot Uji *Kolmogorov-smirnov* residual ARIMAX Inflasi Umum

Berdasarkan hasil korelasi silang residual dengan deret input persentase perubahan jumlah uang beredar pada tabel 4.32, semua lag memiliki nilai *p-value* $> 0,05$. Hal ini menunjukkan bahwa antara deret *noise* dan deret input (persentase jumlah uang beredar) telah independen.

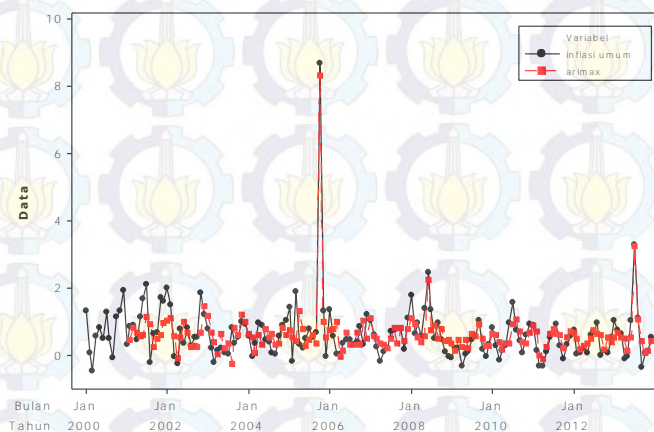
Tabel 4.32 Korelasi Silang Residual Model Fungsi Transfer Multi Input dengan Input Nilai Tukar Rupiah terhadap Dolar Amerika

Lag	Chi-square	df	p-value
(1)	(2)	(3)	(4)
5	11,81	6	0,0662
11	16,42	12	0,1727
17	18,35	18	0,4325
23	23,94	24	0,4652
29	29,49	30	0,4918

Dari pendugaan parameter pada tabel 4.30 diperoleh persamaan model ARIMAX sebagai berikut:

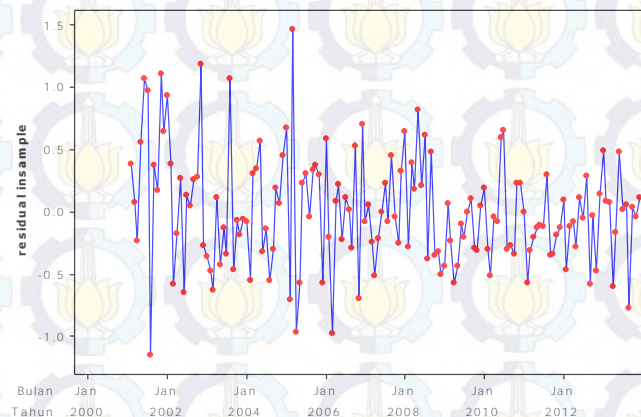
$$\begin{aligned}
 y_t &= \theta_0 + \omega_{0(x1)}x_{1,t-1} \\
 &\quad + \omega_{(I1)}I_{1t} + \omega_{(I2)}I_{2,t-1} + \omega_{(I4)}I_{4,t-1} + \frac{(1 - \theta_9 B^9)}{(1 - \phi_1 B)(1 - \Phi_1 B^{12})} e_t \\
 y_t &= 0,57 + 0,05x_{1,t-1} + 7,75I_{1t} + 1,43I_{2,t-1} + 2,57I_{4,t-1} \\
 &\quad + \frac{(1 - 0,30B^9)}{(1 - 0,41B)(1 - 0,31B^{12})} e_t
 \end{aligned} \tag{4.14}$$

Dari persamaan 4.14, dapat dilihat bahwa faktor eksternal yang berpengaruh terhadap inflasi umum adalah persentase perubahan jumlah uang beredar pada periode sebelumnya, dalam penelitian ini bulan sebelumnya. Sedangkan kejadian intervensi yang berpengaruh terhadap inflasi umum adalah kejadian intervensi pertama, kedua dan keempat, yaitu kenaikan BBM pada Oktober 2005, kenaikan BBM pada Mei 2008 dan kenaikan BBM Juni 2013. Kejadian intervensi kenaikan BBM pada Mei 2008 dan kenaikan BBM Juni 2013 baru berpengaruh pada bulan berikutnya dikarenakan penetapan kenaikan BBM pada kedua bulan tersebut terjadi pada akhir bulan. Selain itu data inflasi umum juga berhubungan dengan data inflasi umum pada periode sebulan yang lalu dan dua belas bulan yang lalu. Residual dari model ARIMAX ini nanti akan dimodelkan dengan menggunakan metode FFNN untuk menghasilkan metode hibrida ARIMAX-NN.



Gambar 4.22 Plot *Time Series* Inflasi Umum dan Hasil Peramalan Inflasi Umum dengan ARIMAX pada data *in-sample*

Gambar 4.22 menyajikan plot data inflasi umum dan hasil peramalan inflasi umum dengan menggunakan ARIMAX. Dari gambar tersebut terlihat walaupun dengan memasukkan komponen faktor eksogen dan kejadian intervensi hasil peramalan yang dihasilkan ARIMAX belum mampu mendekati data inflasi umum. Hal ini diperkuat dari plot residual ARIMAX pada Gambar 4.23, error yang dihasilkan oleh model ARIMAX tersebut masih bervariasi dengan range nilai antara -1,15 sampai 1,46.



Gambar 4.23 Plot Residual Hasil Peramalan Inflasi Umum dengan ARIMAX pada data *in-sample*

4.1.3 Uji Non Linieritas

Sebelum melanjutkan ke metode non linier dalam penelitian ini ANN, akan dilakukan pengujian nonlinieritas tipe LM dengan ekspansi taylor yang dikembangkan dari model NN terhadap data inflasi umum. Pengujian ini dilakukan untuk memastikan bahwa dalam data inflasi umum terkandung komponen non linier.

Dari hasil uji terasvirta pada data inflasi umum menghasilkan nilai *p-value* sebesar 0,03589. Dengan menggunakan tingkat signifikansi 5% maka dapat disimpulkan bahwa data inflasi umum mengandung komponen non linier.

4.1.4 Pemodelan Hibrida ARIMAX-NN pertama

Pemodelan hibrida ARIMAX-NN model pertama ini dengan memasukkan faktor eksogen dan kejadian intervensi ke dalam komponen linier, dalam penelitian ini metode ARIMAX. Residual (error) dari ARIMAX ini dianggap masih mengandung komponen non linier, sehingga residual ini dimodelkan dengan menggunakan metode FFNN.

ARIMAX yang digunakan adalah hasil dari pemodelan ARIMAX pada persamaan 4.14. Residual dari model ini dimodelkan dengan FFNN dengan tiga layer. Layer pertama merupakan layer input yang terdiri dari dua input yaitu e_{t-1} dan e_{t-12} . Layer kedua merupakan *hidden layer* yang terdiri antara 1 sampai 5 *neuron*, yang nantinya dipilih jumlah *neuron* mana yang menghasilkan MdAPE

minimum. Sedangkan layer terakhir merupakan layer output. Dalam pemodelan ini diterapkan tanpa *skip* layer dan dengan *skip* layer.

4.1.4.1 Model Hibrida ARIMAX-NN Pertama tanpa *skip* layer

Model ARIMAX-NN untuk data inflasi umum menggunakan model ARIMAX yang diperoleh pada penghitungan sebelumnya, yang sudah dijelaskan pada sub bab 4.1.2. Selanjutnya dilakukan pemodelan dari residual model ARIMAX tersebut dengan menggunakan dua input yaitu e_{t-1} dan e_{t-12} . Pemilihan jumlah *neuron* pada *hidden* layer dengan cara memilih jumlah *neuron* yang paling sering menghasilkan kriteria kebaikan model MdAPE minimum dalam 10 kali iterasi.

Dari proses tersebut diperoleh jumlah *neuron* yang paling sering menghasilkan MdAPE minimum pada data *training* adalah berjumlah lima *neuron*. Sehingga arsitektur terbaik untuk data residual ARIMAX inflasi umum adalah NN (2-5-1). Dengan fungsi aktivasi sigmoid pada *hidden* layer dan fungsi aktivasi linier pada layer output. Model persamaan untuk NN (2-5-1) adalah sebagai berikut:

$$\hat{e}_{(t)} = b^o + \sum_{j=1}^5 [w_j^o f_j^h (b_j^h + w_{1j}^h e_{t-1} + w_{2j}^h e_{t-12})], \quad (4.15)$$

$$\hat{e}_{(t)} = 6,46 + 1,40f_1^h - 9,25f_2^h - 7,94f_3^h + 3,78f_4^h - 3,33f_5^h$$

dengan

$$f_1^h(.) = (1 + \exp(-(13,56 - 14,38e_{t-1} + 6,20e_{t-12})))^{-1}$$

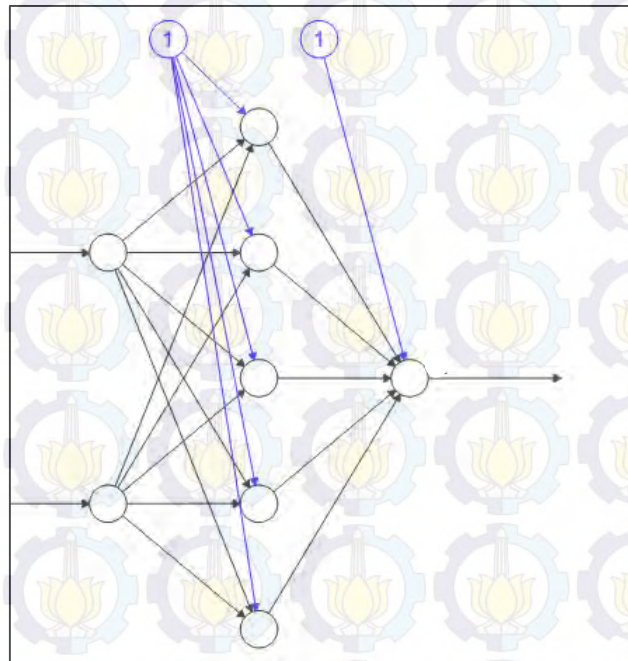
$$f_2^h(.) = (1 + \exp(-(-13,22 - 12,35e_{t-1} + 5,97e_{t-12})))^{-1}$$

$$f_3^h(.) = (1 + \exp(-(15,45 + 17,48e_{t-1} - 5,40e_{t-12})))^{-1}$$

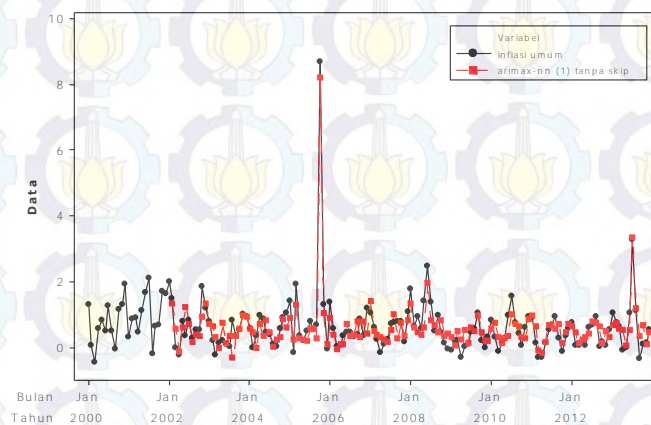
$$f_4^h(.) = (1 + \exp(-(-3,48 + 6,28e_{t-1} + 4,65e_{t-12})))^{-1}$$

$$f_5^h(.) = (1 + \exp(-(-5,08 + 9,98e_{t-1} + 7,98e_{t-12})))^{-1}$$

Arsitektur model NN (2-5-1) tersebut diilustrasikan seperti pada Gambar 4.24.



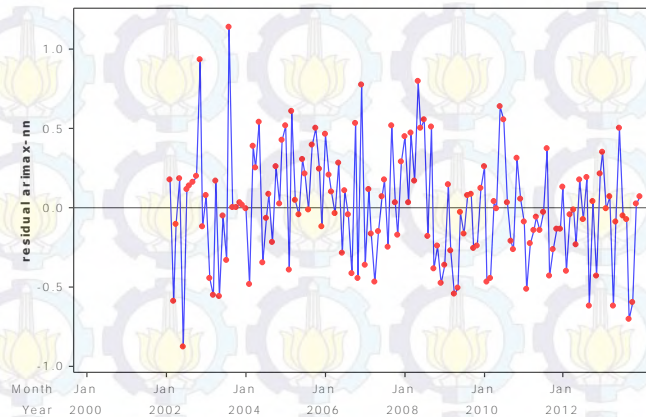
Gambar 4.24 Arsitektur Model NN (2-5-1) Tanpa *Skip* Layer untuk Hibrida ARIMAX-NN Pertama data Inflasi Umum



Gambar 4.25 Plot *Time Series* Inflasi Umum dan Hasil Peramalan Inflasi Umum dengan ARIMAX-NN Model Pertama Tanpa *Skip* Layer pada data *in-sample*

Plot data hasil peramalan dapat dilihat pada Gambar 4.25. Pada gambar tersebut dapat dilihat bahwa panjang data yang bisa diestimasi lebih pendek dari data asli. Hal ini dikarenakan pada pemodelan ARIMAX data yang bisa diestimasi mulai data ke-14, karena mengandung pola musiman. Sehingga pada pemodelan residualnya menggunakan FFNN dengan input lag seperti pada ARIMAX data yang bisa diestimasi mulai data ke-27.

Jika dilihat pada plot residual ARIMAX-NN model pertama tanpa *skip* layer pada Gambar 4.25, residual yang dihasilkan oleh model tersebut masih bervariasi dengan interval nilai antara -0,88 sampai 1,14. Interval ini lebih sempit dibandingkan dengan model ARIMAX pada penghitungan sub bab 4.1.2.



Gambar 4.26 Plot Residual Hasil Peramalan Inflasi Umum dengan ARIMAX-NN Model Pertama Tanpa *Skip* Layer pada data *in-sample*

4.1.4.2 Model ARIMAX-NN Model Pertama dengan *skip* layer

Model ARIMAX-NN dengan *skip* layer yang akan dibahas pada subbab ini menggunakan data dan prosedur seperti pada subbab 4.1.4.1. Hal yang membedakan dengan subbab sebelumnya adalah adanya *skip* layer pada model NN. *Skip* layer merupakan hubungan langsung dari input ke output tanpa melalui *hidden* layer.

Dari proses seperti pada subbab 4.1.4.1 diperoleh jumlah *neuron* yang paling sering menghasilkan MdAPE minimum pada data *training* adalah berjumlah lima *neuron*. Jumlah *neuron* ini sama seperti pada model hibrida ARIMAX-NN model pertama tanpa *skip* layer, sehingga arsitektur terbaik untuk data residual ARIMAX inflasi umum dengan *skip* layer adalah NN (2-5-1). Dengan fungsi aktivasi sigmoid pada *hidden* layer dan fungsi aktivasi linier pada layer output. Model persamaan untuk NN (2-5-1) dengan *skip* layer sebagai berikut:

$$\hat{e}_{(t)} = b^o + \sum_{j=1}^5 [w_j^o f_j^h(b_j^h + w_{1j}^h e_{t-1} + w_{2j}^h e_{t-12})] + (w_{10}^o e_{t-1} + w_{20}^o e_{t-12}) \quad (4.16)$$

$$\hat{e}_{(t)} = 6,71 - 9,51f_1^h - 3,30f_2^h - 1,40f_3^h - 3,67f_4^h + 3,85f_5^h - 0,42e_{t-1} + 0,02e_{t-12}$$

dengan

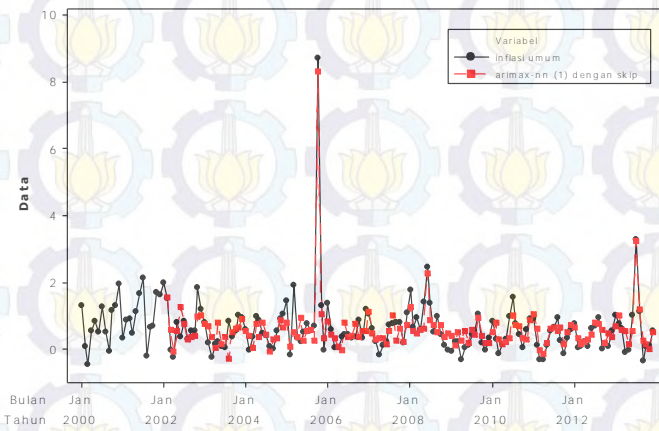
$$f_1^h(.) = (1 - \exp(-(-5,38 + 7,58e_{t-1} - 1,23e_{t-12})))^{-1}$$

$$f_2^h(.) = (1 - \exp(-(2,15 - 4,45e_{t-1} - 1,38e_{t-12})))^{-1}$$

$$f_3^h(.) = (1 - \exp(-(-4,93 + 9,38e_{t-1} + 7,78e_{t-12})))^{-1}$$

$$f_4^h(.) = (1 - \exp(-(10,65 - 13,85e_{t-1} - 0,46e_{t-12})))^{-1}$$

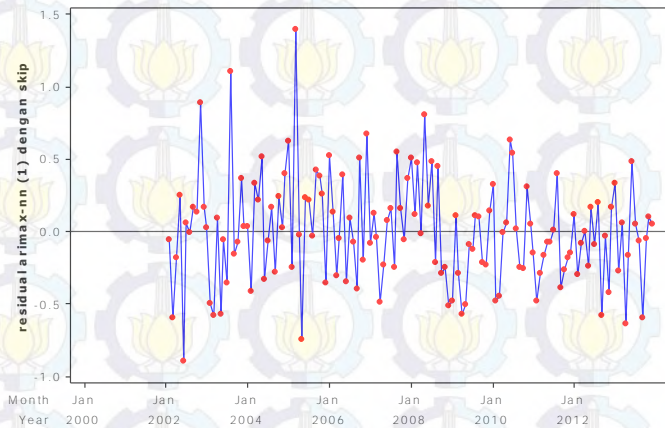
$$f_5^h(.) = (1 - \exp(-(-7,02 + 11,17e_{t-1} - 3,55e_{t-12})))^{-1}$$



Gambar 4.27 Plot *Time Series* Inflasi Umum dan Hasil Peramalan Inflasi Umum dengan ARIMAX-NN Model Pertama Dengan *Skip* Layer pada data *in-sample*

Gambar 4.27 menggambarkan plot data inflasi umum dan hasil peramalan ARIMAX-NN model pertama dengan *skip* layer. Untuk melihat bagaimana ketepatannya dalam meramalkan inflasi umum, dapat melalui plot residual model seperti pada Gambar 4.27. Dari Gambar 4.28 interval dari nilai residualnya berada pada nilai -0,90 sampai dengan 1,39. Interval ini lebih lebar jika dibandingkan

dengan model hibrida ARIMAX-NN Model pertama tanpa *skip* layer pada sub bab 4.1.4.1.



Gambar 4.28 Plot Residual Hasil Peramalan Inflasi Umum dengan ARIMAX-NN Model Pertama Dengan *Skip* Layer pada data *in-sample*

4.1.5 Pemodelan Hibrida ARIMAX-NN kedua

Pada model kedua ini faktor eksogen yang terdiri dari persentase perubahan jumlah uang beredar (x_1), IHSG (x_2) dan nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika (x_3), serta kejadian intervensi seperti kenaikan BBM Oktober 2005 (I_1), kenaikan BBM Mei 2008 (I_2), kenaikan TDL Juli 2010 (I_3) dan kenaikan TDL Januari 2011 (I_4), dimasukkan kedalam komponen non-linier. Dalam model ini faktor eksogen dan kejadian intervensi ini dimodelkan bersama dengan residual model ARIMA inflasi umum menggunakan FFNN tanpa *skip* layer dan dengan *skip* layer. Model ARIMA yang digunakan adalah model ARIMA (0,0,1)(1,0,0)¹² dengan deteksi outlier seperti yang telah diperoleh pada subbab 4.1.1.

Pada model kedua hibrida ARIMAX-NN ini menggunakan 3 layer. Layer pertama merupakan layer input dengan input sebanyak 5 input yaitu e_{t-12} , x_1 , I_1 , I_2 , dan I_4 . Faktor eksogen dan kejadian intervensi yang digunakan sebagai input pada pemodelan ini adalah variabel yang signifikan pada model ARIMAX pada subbab 4.1.2.

4.1.5.1 Hibrida ARIMAX-NN Kedua tanpa *Skip Layer*

Dengan menggunakan proses yang sama dengan pemodelan pada subbab 4.1.4.1, maka diperoleh jumlah node pada *hidden* layer yang paling banyak menghasilkan MdAPE minimum adalah sebanyak 2 *neuron*. Model ini menggunakan fungsi aktivasi sigmoid pada *hidden* layer dan fungsi aktivasi linier pada output layer. Model matematis untuk FFNN 5-2-1 tanpa *skip layer* adalah

$$\hat{e}_t = b^o + \sum_{j=1}^2 \left[w_j^o f_j^h \left(b_j^h + w_{1j}^h e_{t-12} + w_{2j}^h x_{1(t)} + w_{3j}^h I_{1(t)} + w_{4j}^h I_{2(t)} + w_{5j}^h I_{4(t)} \right) \right] \quad (4.17)$$

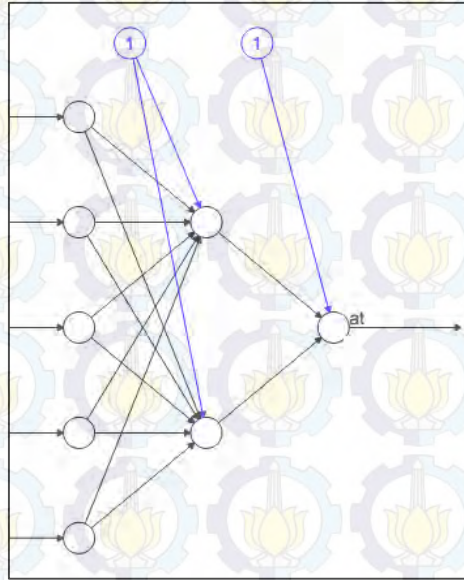
$$\hat{e}_t = 4,14 - 3,74f_1^h - 0,50f_2^h$$

dengan

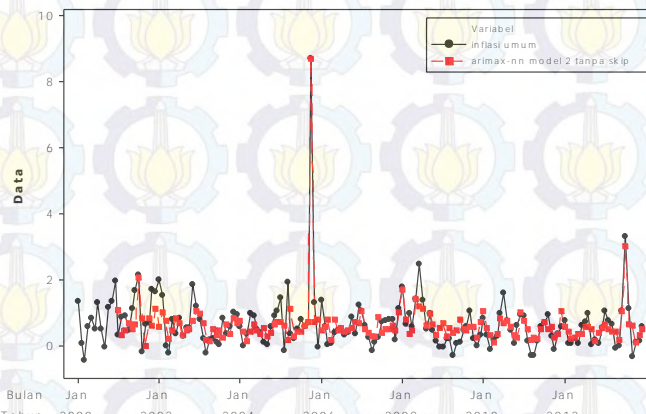
$$f_1^h(.) = \left(1 + \exp \left(-(5,41 - 0,36e_{t-12} + 1,34x_{1(t)} - 5,22I_{1(t)} - 7,06I_{2(t)} - 3,25I_{4(t)}) \right) \right)^{-1}$$

$$f_2^h(.) = \left(1 + \exp \left(-(15,24 + 5,74e_{t-12} - 4,61x_{1(t)} - 3,28I_{1(t)} + 0,48I_{2(t)} - 0,31I_{4(t)}) \right) \right)^{-1}$$

Dengan arsitektur model NN (2-5-1) seperti pada Gambar 4.29.

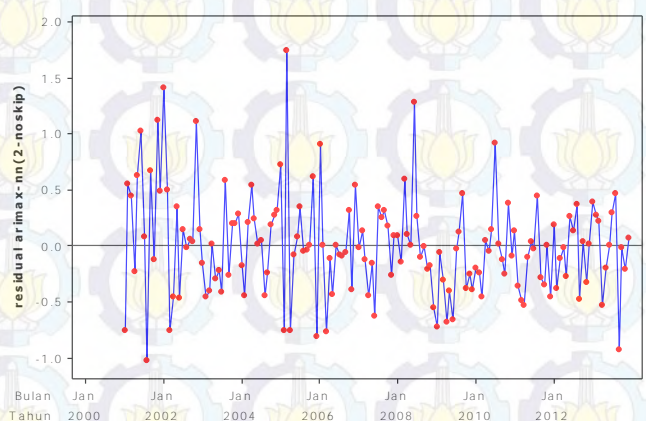


Gambar 4.29 Arsitektur Model NN (5-2-1) Tanpa *Skip Layer* untuk Hibrida ARIMAX-NN Kedua data Inflasi Umum



Gambar 4.30 Plot *Time Series* Inflasi Umum dan Hasil Peramalan Inflasi Umum dengan ARIMAX-NN Model Kedua Tanpa *Skip* Layer pada data *in-sample*

Gambaran hasil peramalan model hibrida ARIMAX-NN kedua tanpa *skip* layer dengan data inflasi umum disajikan pada gambar 4.30. Untuk lebih jelas dalam melihat ketepatan peramalan model ini, dapat dilihat pada plot residualnya pada gambar 4.31. Terlihat bahwa residual yang dihasilkan oleh model ini masih cukup besar dengan interval nilai antara -1,02 sampai dengan 1,75. Residual sebesar -1,02 dihasilkan pada saat bulan Agustus 2001, sedangkan residual dengan nilai sebesar 1,75 terjadi pada bulan Maret 2005. Nilai residual yang tinggi pada bulan Maret 2005 ini terjadi kenaikan harga BBM, dan kenaikan ini blm masuk ke dalam model.



Gambar 4.31 Plot Residual Hasil Peramalan Inflasi Umum dengan ARIMAX-NN Model Kedua Tanpa *Skip* Layer pada data *in-sample*

4.1.5.2 Hibrida ARIMAX-NN Kedua dengan *Skip Layer*

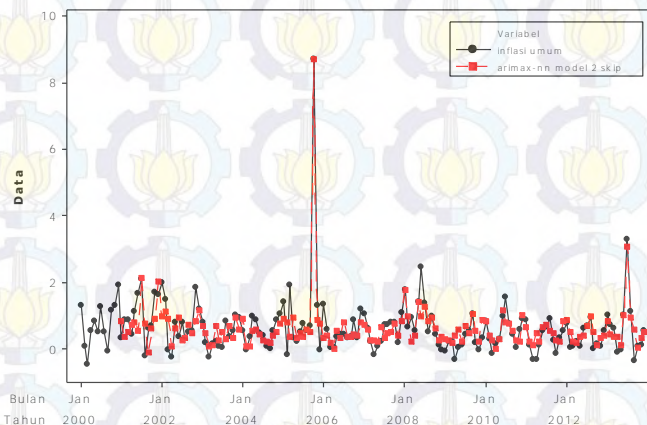
Pada model ini hubungan langsung dari input ke output dimasukkan ke dalam model, sehingga model ini dinamakan model dengan *skip layer*. Dengan menggunakan 10 kali pengulangan diperoleh jumlah *neuron* yang paling sering menghasilkan MdAPE minimum adalah sebanyak 5 *neuron*. Seperti pada model tanpa *skip layer*, model ini menggunakan fungsi aktivasi sigmoid pada *hidden* dan fungsi aktivasi linier pada output. Sehingga persamaan model 5-5-1 adalah dengan *skip layer* adalah sebagai berikut:

$$\begin{aligned}\hat{e}_{(t)} &= b^o + \sum_{j=1}^5 \left[w_j^o f_j^h \left(b_j^h + w_{1j}^h e_{t-12} + w_{2j}^h x_{1(t)} + w_{3j}^h I_{1(t)} + w_{4j}^h I_{2(t)} \right) \right. \\ &\quad \left. + w_{5j}^h I_{4(t)} \right) \\ &\quad + (w_{10}^o e_{t-12} + w_{20}^o x_{1(t)} + w_{30}^o I_{1(t)} + w_{40}^o I_{2(t)} + w_{50}^o I_{4(t)}), \quad (4.18) \\ \hat{e}_{(t)} &= 0,01 + 1,75f_1^h - 0,49f_2^h - 2,47f_3^h + 2,12f_4^h + 0,65f_5^h - 0,87e_{t-12} \\ &\quad + 0,31x_{1(t)} + 0,55I_{1(t)} + 1,00I_{2(t)} + 0,31I_{4(t)}\end{aligned}$$

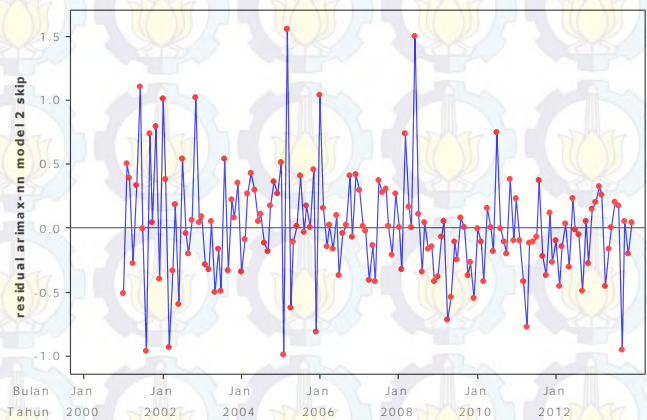
dengan

$$\begin{aligned}f_1^h &= \left(1 + \exp \left(-(-1,76 - 17,43e_{t-12} + 9,50x_{1(t)} + 0,05I_{1(t)} - 0,01I_{2(t)} - 0,04I_{4(t)}) \right) \right)^{-1} \\ f_2^h &= \left(1 + \exp \left(-(-9,59 - 11,69e_{t-12} + 3,14x_{1(t)} - 0,06I_{1(t)} - 0,06I_{2(t)} + 0,01I_{4(t)}) \right) \right)^{-1} \\ f_3^h &= \left(1 + \exp \left(-(-0,42 - 6,61e_{t-12} + 2,64x_{1(t)} - 0,11I_{1(t)} + 0,00I_{2(t)} - 0,05I_{4(t)}) \right) \right)^{-1} \\ f_4^h &= \left(1 + \exp \left(-(-9,88 + 3,98e_{t-12} - 3,20x_{1(t)} + 0,00I_{1(t)} - 0,00I_{2(t)} - 0,00I_{4(t)}) \right) \right)^{-1} \\ f_5^h &= \left(1 + \exp \left(-(1,93 + 14,08e_{t-12} - 14,12x_{1(t)} + 0,05I_{1(t)} - 0,03I_{2(t)} - 0,03I_{4(t)}) \right) \right)^{-1}\end{aligned}$$

Hasil peramalan dari model hibrida ARIMAX-NN kedua dengan *skip layer* disajikan pada Gambar 4.32. Untuk lebih jelas melihat seberapa akurat hasil peramalan tersebut, dapat dilihat dari plot residual model tersebut pada Gambar 4.33. Pada gambar tersebut terlihat masih terdapat residual yang bernilai jauh dari nilai 0, yang artinya bahwa model ini belum menggambarkan data inflasi umum dengan baik. Interval nilai residualnya berada antara -0,99 sampai dengan 1,55. Nilai residual terendah -0,99 terjadi pada bulan Februari 2005, sedangkan nilai residual terbesar terjadi pada bulan Maret 2005. Seperti pada penjelasan sebelumnya pada bulan Maret 2005 terjadi kenaikan BBM sebesar 32,60%.



Gambar 4.32 Plot *Time Series* Inflasi Umum dan Hasil Peramalan Inflasi Umum dengan ARIMAX-NN Model Kedua Dengan *Skip Layer* pada Data *in-sample*



Gambar 4.33 Plot Residual Hasil Peramalan Inflasi Umum dengan ARIMAX-NN Model Kedua Dengan *Skip Layer* pada Data *in-sample*

4.1.6 Pemodelan Hibrida ARIMAX-NN Ketiga

Pada model ketiga faktor eksogen yang terdiri dari persentase perubahan jumlah uang beredar (x_1), IHSG (x_2) dan nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika (x_3), serta kejadian intervensi seperti kenaikan BBM Oktober 2005 (I_1), kenaikan BBM Mei 2008 (I_2), kenaikan TDL Juli 2010 (I_3) dan kenaikan TDL Januari 2011 (I_4), dimasukkan kedalam kedua komponen baik komponen linier maupun komponen non linier. Sehingga model linier yang digunakan adalah ARIMAX hasil pada subbab 4.1.2. Selanjutnya residual model ARIMAX ini dimodelkan bersama dengan faktor eksogen dan kejadian intervensi dengan menggunakan FFNN tanpa *skip layer* dan dengan *skip layer*.

Pada model ketiga hibrida ARIMAX-NN ini menggunakan 3 layer. Layer pertama merupakan layer input dengan input sebanyak 6 input yaitu e_{t-1} , e_{t-12} , x_1 , I_1 , I_2 , dan I_4 . Variabel input yang digunakan pada pemodelan ini adalah variabel yang signifikan pada model ARIMAX pada subbab 4.1.2.

4.1.6.1 Hibrida ARIMAX-NN Ketiga tanpa *Skip Layer*

Dengan menggunakan proses pemilihan jumlah *neuron* yang sama dengan pemodelan tanpa *skip* layer sebelumnya, maka diperoleh jumlah *neuron* pada *hidden* layer yang paling banyak menghasilkan MdAPE minimum adalah sebanyak 5 *neuron*. Model ini menggunakan fungsi aktivasi sigmoid pada *hidden* layer dan fungsi aktivasi linier pada output layer. Model matematis untuk FFNN 6-5-1 tanpa *skip* layer adalah

$$\hat{e}_{(t)} = b^o + \sum_{j=1}^5 \left[w_j^o f_j^h \left(b_j^h + w_{1j}^h e_{t-1} + w_{2j}^h e_{t-12} + w_{3j}^h x_{1(t)} + w_{4j}^h I_{1(t)} + w_{5j}^h I_{2(t)} + w_{6j}^h I_{4(t)} \right) \right] \quad (4.19)$$

$$\hat{e}_{(t)} = -1,31 + 4,61f_1^h - 3,29f_2^h + 3,51f_3^h - 4,05f_4^h + 0,85f_5^h$$

dengan

$$f_1^h(.) = \left(1 + \exp \left(-(0,42 + 0,36e_{t-1} - 1,46e_{t-12} + 0,74x_{1(t)} + 0,47I_{1(t)} + 0,85I_{2(t)} + 0,39I_{4(t)}) \right) \right)^{-1}$$

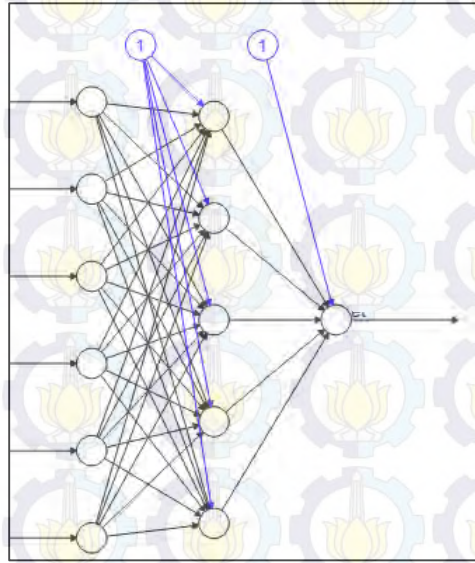
$$f_2^h(.) = \left(1 + \exp \left(-(-0,06 + 1,33e_{t-1} - 3,05e_{t-12} + 1,54x_{1(t)} - 0,45I_{1(t)} - 2,44I_{2(t)} - 0,18I_{4(t)}) \right) \right)^{-1}$$

$$f_3^h(.) = \left(1 + \exp \left(-(2,89 - 2,92e_{t-1} - 5,18e_{t-12} + 0,74x_{1(t)} + 0,29I_{1(t)} + 0,11I_{2(t)} + 0,06I_{4(t)}) \right) \right)^{-1}$$

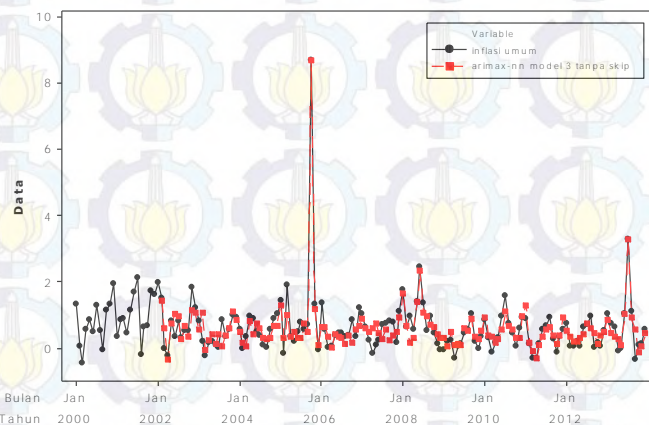
$$f_4^h(.) = \left(1 + \exp \left(-(2,54 - 2,55e_{t-1} - 4,73e_{t-12} + 1,23x_{1(t)} - 0,31I_{1(t)} - 0,12I_{2(t)} - 0,17I_{4(t)}) \right) \right)^{-1}$$

$$f_5^h(.) = \left(1 + \exp \left(-(2,28 + 13,70e_{t-1} - 18,85e_{t-12} + 19,81x_{1(t)} - 0,00I_{1(t)} + 0,00I_{2(t)} - 0,00I_{4(t)}) \right) \right)^{-1}$$

Dengan arsitektur model NN (6-5-1) seperti pada Gambar 4.34.



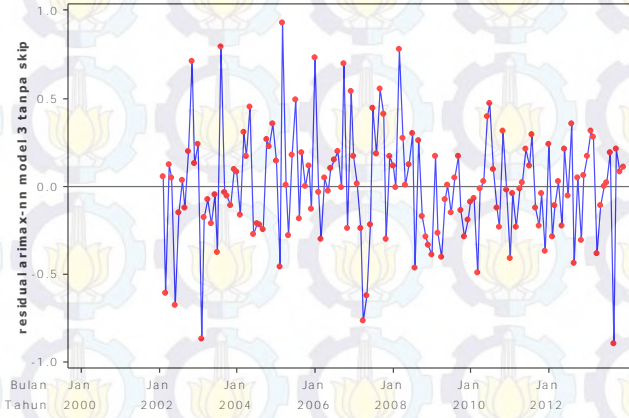
Gambar 4.34 Arsitektur Model NN (6-5-1) Tanpa *Skip* Layer untuk Hibrida ARIMAX-NN Ketiga data Inflasi Umum



Gambar 4.35 Plot *Time Series* Inflasi Umum dan Hasil Peramalan Inflasi Umum dengan ARIMAX-NN Model Ketiga Tanpa *Skip* Layer pada data *in-sample*

Gambaran hasil peramalan model hibrida ARIMAX-NN ketiga tanpa *skip* layer dengan data inflasi umum disajikan pada gambar 4.35. Untuk lebih jelas dalam melihat ketepatan peramalan model ini, dapat dilihat pada plot residualnya pada gambar 4.36. Terlihat bahwa residual yang dihasilkan oleh model ini masih cukup besar terlihat dari masih banyak nilai residual yang jauh dari nilai 0. Interval nilai residual antara -0,90 sampai dengan 0,98. Residual sebesar -0,90 dihasilkan pada saat bulan September 2013, sedangkan residual dengan nilai

sebesar 0,98 terjadi pada bulan Maret 2005. Seperti penjelasan sebelumnya nilai residual yang tinggi ini disebabkan adanya kejadian kenaikan BBM.



Gambar 4.36 Plot Residual Hasil Peramalan Inflasi Umum dengan ARIMAX-NN Model Ketiga Tanpa *Skip* Layer pada data *in-sample*

4.1.6.2 Hibrida ARIMAX-NN Ketiga dengan *Skip* Layer

Pada model ini hubungan langsung dari input ke output dimasukkan ke dalam model, sehingga model ini dinamakan model dengan *skip* layer. Dengan menggunakan 10 kali pengulangan diperoleh jumlah *neuron* yang paling sering menghasilkan MdAPE minimum adalah sebanyak 5 *neuron*. Seperti pada model tanpa *skip* layer, model ini menggunakan fungsi aktivasi sigmoid pada *hidden* dan fungsi aktivasi linier pada output. Sehingga persamaan model 6-5-1 adalah dengan *skip* layer adalah sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \hat{e}_{(t)} = & b^o \\ & + \sum_{j=1}^5 \left[w_j^o f_j^h \left(b_j^h + w_{1j}^h e_{t-1} + w_{2j}^h e_{t-12} + w_{3j}^h x_{1(t)} + w_{4j}^h I_{1(t)} + w_{5j}^h I_{2(t)} \right) \right. \\ & \quad \left. + w_{6j}^h I_{4(t)} \right] \\ & + (w_{10}^o e_{t-1} + w_{20}^o e_{t-12} + w_{30}^o x_{1(t)} + w_{40}^o I_{1(t)} + w_{50}^o I_{2(t)} + w_{60}^o I_{4(t)}), \end{aligned} \quad (4.20)$$

$$\begin{aligned} \hat{e}_{(t)} = & -0,24 + 0,59f_1^h + 6,61f_2^h + 0,51f_3^h - 6,67f_4^h - 0,87f_5^h - 0,46e_{t-1} \\ & - 0,35e_{t-12} + 0,09x_{1(t)} + 0,56I_{1(t)} + 0,82I_{2(t)} + 0,68I_{4(t)} \end{aligned}$$

dengan

$$f_1^h(.) = (1 + \exp(-(9,15 - 2,01e_{t-1} - 9,57e_{t-12} + 1,75x_{1(t)} + 0,01I_{1(t)} + 0,03I_{2(t)} + 0,02I_{4(t)}))^{-1}$$

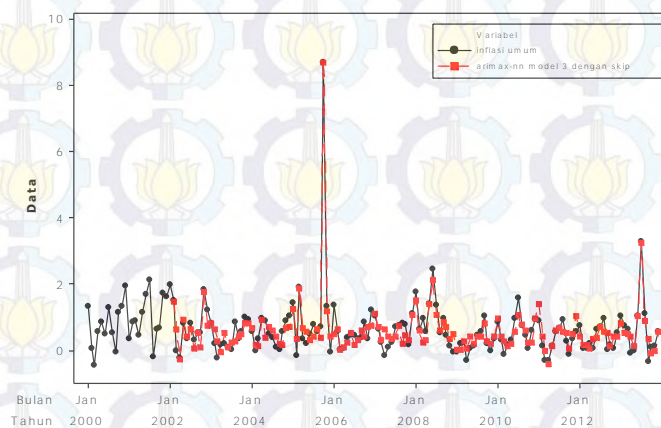
$$f_2^h(.) = \left(1 + \exp \left(-(-3,83 + 12,15e_{t-1} - 16,81e_{t-12} + 23,33x_{1(t)} + 0,04I_{1(t)} - 0,00I_{2(t)} - 0,12I_{4(t)}) \right) \right)^{-1}$$

$$f_3^h(.) = \left(1 + \exp \left(-(1,04 + 6,78e_{t-1} - 5,09e_{t-12} + 0,13x_{1(t)} - 0,01I_{1(t)} + 0,06I_{2(t)} + 0,22I_{4(t)}) \right) \right)^{-1}$$

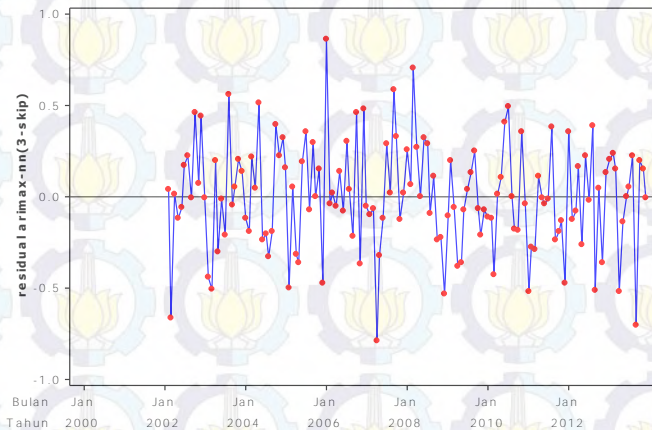
$$f_4^h(.) = \left(1 + \exp \left(-(-3,92 + 11,83e_{t-1} - 16,59e_{t-12} + 21,57x_{1(t)} - 0,08I_{1(t)} - 0,04I_{2(t)} + 0,08I_{4(t)}) \right) \right)^{-1}$$

$$f_5^h(.) = \left(1 + \exp \left(-(10,50 - 11,74e_{t-1} - 5,20e_{t-12} + 7,62x_{1(t)} + 0,02I_{1(t)} + 0,00I_{2(t)} - 0,08I_{4(t)}) \right) \right)^{-1}$$

Hasil peramalan dari model hibrida ARIMAX-NN ketiga dengan *skip* layer disajikan pada Gambar 4.37. Untuk lebih jelas melihat seberapa akurat hasil peramalan tersebut, dapat dilihat dari plot residual model tersebut pada gambar 4.38. Pada gambar tersebut terlihat masih terdapat residual yang bernilai jauh dari nilai 0, yang artinya bahwa model ini belum menggambarkan data inflasi umum dengan baik. Interval nilai residualnya berada antara -0,79 sampai dengan 0,86. Nilai residual terendah -0,79 terjadi pada bulan April 2007, sedangkan nilai residual terbesar terjadi pada bulan Januari 2006. Rentang interval ini lebih pendek dibanding dengan model sebelumnya yang tanpa menggunakan *skip* layer. Nilai residual tinggi pada Maret 2005 yang disebabkan oleh kenaikan BBM juga sudah mendekati nilai 0.



Gambar 4.37 Plot *Time Series* Inflasi Umum dan Hasil Peramalan Inflasi Umum dengan ARIMAX-NN Model Ketiga Dengan *Skip* Layer pada Data *in-sample*



Gambar 4.38 Plot Residual Hasil Peramalan Inflasi Umum dengan ARIMAX-NN Model Ketiga Dengan *Skip* Layer pada Data *in-sample*

4.1.7 Perbandingan Model Inflasi Umum

Dari tabel 4.33 dapat dilihat bahwa untuk data inflasi umum *in-sample* metode yang lebih rumit dibandingkan dengan ARIMA memiliki nilai ratio dibawah satu, yang artinya lebih baik dalam meramalkan data *in-sample*. Namun apabila digunakan untuk meramalkan data *out-sample* metode-metode selain ARIMA ini belum semua mampu memberikan hasil ramalan sebaik ARIMA. Hal ini terlihat pada nilai ratio terhadap ARIMA yang sebagian besar diatas 1. Hasil ini sejalan dengan hasil *M3-Competition* (Makridakis dan Hibon, 2000) yang menyatakan bahwa metode yang lebih rumit atau kompleks tidak selalu menghasilkan peramalan yang lebih akurat dibandingkan dengan metode yang lebih sederhana.

Model terbaik untuk peramalan inflasi umum ini adalah model hibrida ARIMAX-NN model pertama tanpa *skip* layer. Hal ini ditunjukkan dari nilai ratio terhadap ARIMA baik untuk data *in-sample* maupun data *out-sample* memberikan nilai minimum dibandingkan metode lainnya. Sehingga untuk inflasi umum model yang sesuai adalah model hibrida ARIMAX-NN $(1,0,[9])(1,0,0)$ ¹² dengan faktor eksogen perubahan persentase jumlah uang beredar serta kejadian intervensi kenaikan BBM Oktober 2005, kenaikan BBM Mei 2008 dan kenaikan BBM Juni 2013 tanpa *skip* layer. Persamaan untuk model tersebut terdiri dari persamaan model ARIMAX pada persamaan 4.14, sebagai berikut:

$$y_t = 0,57 + 0,05x_{1,t-1} + 7,75I_{1,t} + 1,43I_{2,t-1} + 2,57I_{4,t-1}$$

$$+ \frac{(1 - 0,30B^9)}{(1 - 0,41B)(1 - 0,31B^{12})} e_t$$

Kemudian residual dari persamaan tersebut dimodelkan dengan menggunakan metode NN tanpa skip layer, dengan persamaan seperti pada persamaan 4.15, sebagai berikut:

$$\hat{e}_{(t)} = 6,46 + 1,40f_1^h - 9,25f_2^h - 7,94f_3^h + 3,78f_4^h - 3,33f_5^h$$

dengan

$$f_1^h(.) = (1 + \exp(-(13,56 - 14,38e_{t-1} + 6,20e_{t-12})))^{-1}$$

$$f_2^h(.) = (1 + \exp(-(-13,22 - 12,35e_{t-1} + 5,97e_{t-12})))^{-1}$$

$$f_3^h(.) = (1 + \exp(-(15,45 + 17,48e_{t-1} - 5,40e_{t-12})))^{-1}$$

$$f_4^h(.) = (1 + \exp(-(-3,48 + 6,28e_{t-1} + 4,65e_{t-12})))^{-1}$$

$$f_5^h(.) = (1 + \exp(-(-5,08 + 9,98e_{t-1} + 7,98e_{t-12})))^{-1}$$

Dari persamaan tersebut dapat diinterpretasikan bahwa variabel yang berpengaruh terhadap inflasi umum adalah persentase perubahan jumlah uang beredar. Inflasi umum saat ini dipengaruhi oleh persentase perubahan jumlah uang beredar periode sebelumnya. Hal ini sejalan dengan teori kuantitas uang dari Irving Fisher, yang menyatakan bahwa jumlah uang beredar memiliki hubungan yang proporsional terhadap tingkat harga. Selain variabel persentase perubahan jumlah uang beredar, kejadian intervensi kenaikan BBM Oktober 2005, kenaikan BBM Mei 2008 serta kenaikan BBM Juni 2013 juga memberikan pengaruh terhadap inflasi umum. Pengaruh kenaikan BBM Oktober 2005 berpengaruh terhadap inflasi umum pada bulan itu juga, yaitu Oktober 2005. Namun untuk kenaikan BBM Mei 2008 dan kenaikan BBM Juni 2013 baru berpengaruh pada bulan berikutnya. Perbedaan jarak waktu ini disebabkan karena tanggal penetapan kenaikan BBM tersebut. Untuk kenaikan BBM Oktober 2005 dilakukan pada tanggal 1 Oktober 2005, sedangkan untuk kenaikan BBM Mei 2008 ditetapkan pada tanggal 24 Mei 2008 dan kenaikan BBM Juni 2013 ditetapkan pada tanggal 22 Juni 2013.

Tabel 4.33 Perbandingan Model ARIMA, ARIMAX dan Hibrida ARIMAX-NN untuk Data Inflasi Umum

Metode	Model	<i>In-sample</i>		<i>Out-sample</i>	
		MdAPE	Ratio terhadap ARIMA	MdAPE	Ratio terhadap ARIMA
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
ARIMA	$(0,0,1)(1,0,0)^{12}$	0,52045	1,00	0,64635	1,00
ARIMAX	$(1,0,[9])(1,0,0)^{12}+X$	0,48336	0,93	0,71411	1,10
ARIMAX-NN Model Pertama	$(1,0,[9])(1,0,0)^{12}+X$				
- tanpa <i>skip</i> layer	3-5-1	0,40791	0,78	0,59212	0,92
- dengan <i>skip</i> layer	3-5-1	0,46486	0,89	0,65939	1,02
ARIMAX-NN Model Kedua	$(0,0,1)(1,0,0)^{12}$				
- tanpa <i>skip</i> layer	5-2-1	0,45358	0,87	0,77893	1,21
- dengan <i>skip</i> layer	5-5-1	0,44558	0,86	0,86825	1,34
ARIMAX-NN Model Ketiga	$(1,0,[9])(1,0,0)^{12}+X$				
- tanpa <i>skip</i> layer	6-5-1	0,40994	0,79	0,84743	1,31
- dengan <i>skip</i> layer	6-5-1	0,40380	0,78	0,59930	0,93

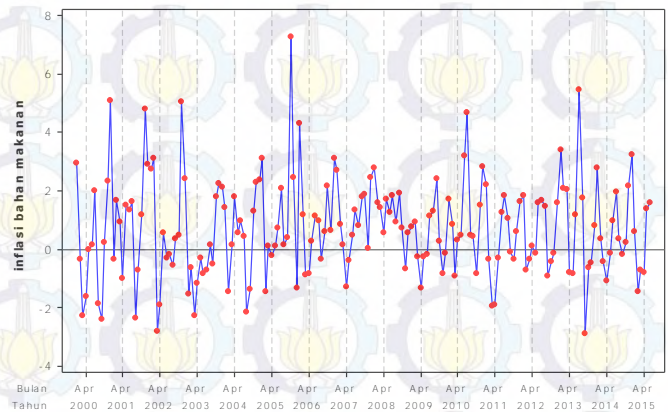
4.2 Inflasi Bahan Makanan

4.2.1 Pemodelan ARIMA Inflasi Bahan Makanan

Data inflasi bahan makanan Januari 2000 sampai dengan Juni 2015 ditunjukkan pada Gambar 4.39. Nilai inflasi bahan makanan di Indonesia cenderung berfluktuasi dengan perubahan nilai variansnya yang cukup tinggi sebesar 2,707. Nilai inflasi tertinggi 7,24 persen terdapat pada bulan Oktober 2005 nilai terendah sebesar -2,88 persen berada pada bulan Maret 2002. Pada penelitian ini data periode Januari 2000 – Desember 2013 digunakan sebagai data *in-sample*, sedangkan Januari 2014 – Juni 2015 digunakan sebagai data *out-sample*.

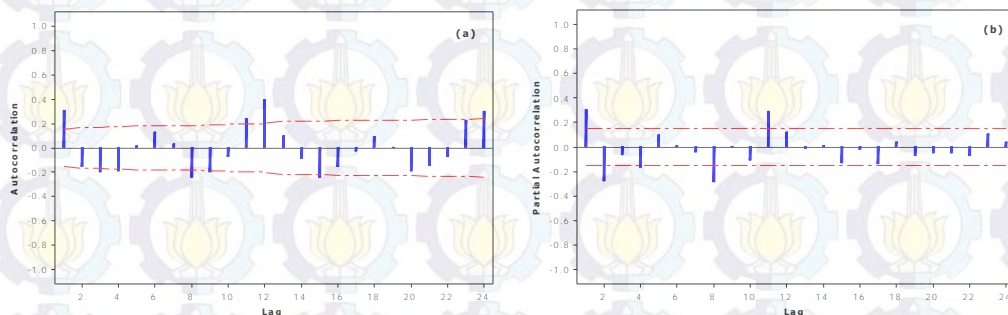
Tahap awal dari pemodelan ARIMA adalah stasioneritas data. Berdasarkan pada plot *time series*, data inflasi bahan makanan memiliki kecenderungan musiman dengan adanya beberapa outlier. Adanya pola musiman

ini dapat dilihat melalui plot ACF dan PACF seperti terlihat pada Gambar 4.40. Pada plot ACF dan PCF tersebut terlihat pada lag 12 signifikan untuk kedua plot tersebut. Hal ini menunjukkan bahwa data inflasi bahan makanan memiliki pola musiman 12.



Gambar 4.39 Plot *Time Series* Inflasi Bahan Makanan di Indonesia Januari 2000-Juni 2015

Identifikasi model ARIMA ditentukan dari pola plot ACF dan PACF pada data inflasi bahan makanan yang telah stasioner dan memiliki pola musiman. Dari pola plot ACF yang terbentuk terdapat lag 1,12 dan 24 yang signifikan. Sedangkan pada plot PACF terdapat lag 1,2,8 dan 11 yang signifikan. Berdasarkan hal tersebut, dugaan model ARIMA yang mungkin terbentuk adalah $ARIMA(0,0,1)(0,0,2)^{12}$.



Gambar 4.40 Plot ACF (a) dan PACF (b) data inflasi bahan makanan

Selanjutnya dilakukan uji signifikansi parameter terhadap model $ARIMA(0,0,1)(0,0,2)^{12}$. Berdasarkan hasil uji signifikansi pada Tabel 4.34 dapat terlihat

bahwa parameter untuk kedua model memenuhi uji signifikansi parameter (nilai $p\text{-value} < 0,05$).

Tabel 4.34 Pendugaan Parameter Model ARIMA Inflasi Bahan Makanan

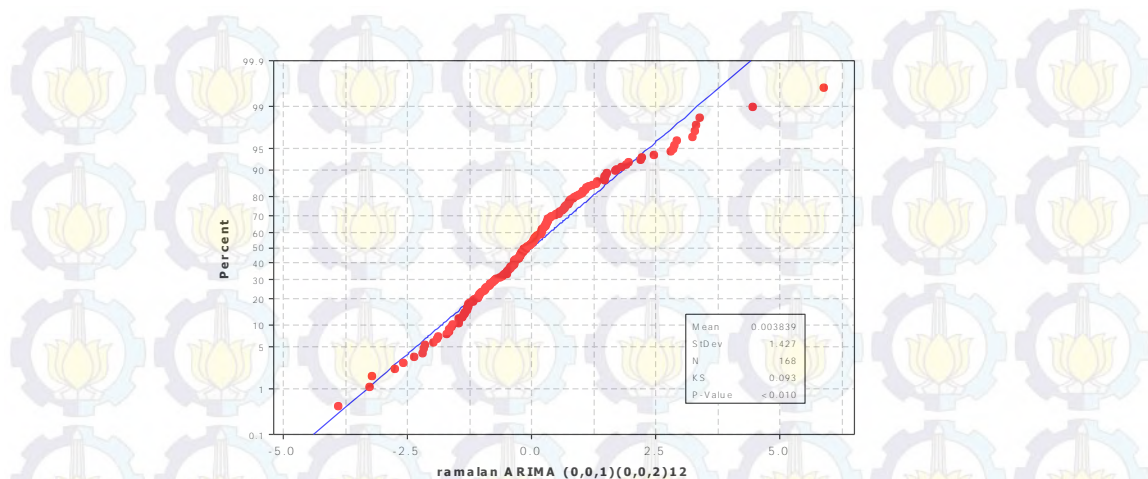
Parameter	Estimasi	S.E	t_{hitung}	$p\text{-value}$
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
θ_0	0,71898	0,24617	2,92	0,0035
θ_1	-0,44924	0,07029	-6,39	< 0,0001
Θ_1	-0,40083	0,08094	-4,95	< 0,0001
Θ_2	-0,22276	0,08335	-2,67	0,0075

Tabel 4.35 Uji Residual Model ARIMA (0,0,1)(0,0,2)¹² Inflasi Bahan Makanan

Model	Lag	Chi-square	df	$p\text{-value}$	Keterangan
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
ARIMA (0,0,1)(0,0,2) ¹²	6	4,90	3	0,1790	<i>White noise</i>
	12	13,41	9	0,1450	
	18	19,64	15	0,1863	
	24	28,50	21	0,1267	
	30	33,34	27	0,1859	

Untuk menentukan kelayakan model ARIMA (0,0,1)(0,0,2)¹² dilakukan cek diagnosa residual untuk menguji bersifat *white noise* atau tidak. Berdasarkan tabel 4.35, uji residual ARIMA (0,0,1)(0,0,2)¹² telah memenuhi asumsi *white noise* karena nilai $p\text{-value}$ pada masing-masing lag lebih dari 0,05. Sehingga dapat disimpulkan bahwa ARIMA (0,0,1)(0,0,2)¹² merupakan model yang sesuai.

Selain pengujian *white noise*, dilakukan pengujian asumsi kenormalan untuk residual dari model ARIMA (0,0,1)(0,0,2)¹². Uji kenormalan menggunakan Uji Kolmogorov-Smirnov. Pada gambar 4.41 memperlihatkan secara visual bahwa residual pada model tidak berdistribusi normal. Hal tersebut juga diperkuat dengan $p\text{-value}$ dari uji Kolmogorov-Smirnov yang bernilai sangat kecil, lebih kecil dari 0,01. Sehingga asumsi kenormalan untuk ARIMA (0,0,1)(0,0,2)¹² tidak terpenuhi. Hal ini mungkin disebabkan adanya outlier, sehingga selanjutnya dilakukan deteksi outlier pada plot data inflasi bahan makanan.



Gambar 4.41 Plot residual ARIMA (0,0,1)(0,0,2)¹² data inflasi bahan makanan

Tabel 4.36 Pendugaan Parameter Model ARIMA (0,0,1)(0,0,2)¹² dengan Deteksi Outlier Inflasi Bahan Makanan

Parameter	Estimasi	S.E	t _{hitung}	p-value
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
θ_0	0,69312	0,22555	3,07	0,0021
θ_1	-0,37875	0,07329	-5,17	< 0,0001
θ_1	-0,41909	0,08255	-5,08	< 0,0001
θ_2	-0,19886	0,08574	-2,32	0,0204
ω_{70}	4,42819	1,16930	3,79	0,0002

Berdasarkan proses pendeteksian outlier pada data inflasi bahan makanan Januari 2000 sampai dengan Desember 2013, diperoleh kemungkinan outlier berdasarkan tipe dan waktu terjadinya. Outlier pertama terjadi pada observasi ke-70, yaitu pada bulan Oktober 2005. Hal ini disebabkan adanya kenaikan harga BBM pada saat itu sebesar 87,50 %. Outlier ini bertipe *additive* dan outlier tersebut akan dijadikan input pada model ARIMA (0,0,1)(0,0,2)¹².

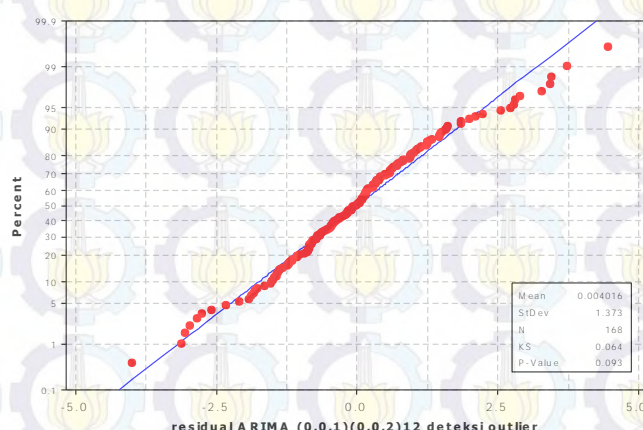
Selanjutnya dilakukan uji signifikansi parameter ARIMA (0,0,1)(0,0,2)¹² dengan deteksi outlier. Berdasarkan hasil uji signifikansi parameter pada tabel 4.36 diperoleh parameter yang signifikan untuk model ARIMA (0,0,1)(0,0,2)¹² dengan deteksi outlier. Hal ini ditunjukkan dengan nilai *p-value* yang lebih kecil dari 0,05.

Selanjutnya dilakukan pengujian *white noise* pada residual dari model ARIMA (0,0,1)(0,0,2)¹² dengan deteksi outlier. Hasil dari pengujian *white noise* disajikan pada tabel 4.37. Dari hasil tersebut terlihat bahwa nilai *p-value* semua lag lebih dari 0,05. Dapat disimpulkan bahwa residual model ARIMA dengan deteksi outlier belum sudah *white noise*.

Tabel 4.37 Uji Residual Model ARIMA (0,0,1)(0,0,2)¹² dengan Deteksi Outlier Inflasi Bahan Makanan

Lag	Chi-square	df	p-value	Keterangan
(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
6	4,49	3	0,2129	White noise
12	12,53	9	0,1848	
18	18,64	15	0,2304	
24	28,26	21	0,1330	
30	33,20	27	0,1906	

Selain pengujian *white noise*, residual ARIMA (0,0,1)(0,0,2)¹² dengan deteksi outlier juga diuji kenormalannya dengan uji Kolmogorov-Smirnov. Berdasarkan plot residual pada Gambar 4.42, residual model tersebut telah memenuhi asumsi kenormalan. Hal ini didukung dengan nilai *p-value* dari uji Kolmogorov-Smirnov sebesar 0,0932 yang lebih dari 0,05. Sehingga dapat disimpulkan model ARIMA (0,0,1)(0,0,2)¹² dengan deteksi outlier merupakan model yang sesuai untuk data inflasi bahan makanan.



Gambar 4.42 Plot Uji *Kolmogorov-smirnov* residual ARIMA (0,0,1)(0,0,2)¹² dengan deteksi outlier data inflasi bahan makanan

Residual model ARIMA ini nantinya akan dimodelkan bersama dengan faktor eksogen dan kejadian intervensi menggunakan FFNN untuk mendapatkan model kedua hibrida ARIMAX-NN. Selanjutnya akan dibandingkan dengan model ARIMAX-NN yang lain.

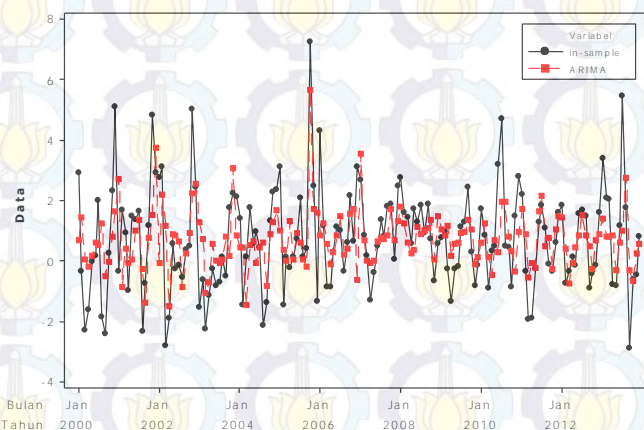
Persamaan model ARIMA $(0,0,1)(0,0,2)^{12}$ dengan deteksi outlier adalah sebagai berikut:

$$y_t = \theta_0 + \omega_{70}I_t^{(70)} + (1 - \theta_1 B)(1 - \Theta_1 B^{12} - \Theta_2 B^{24})a_t$$

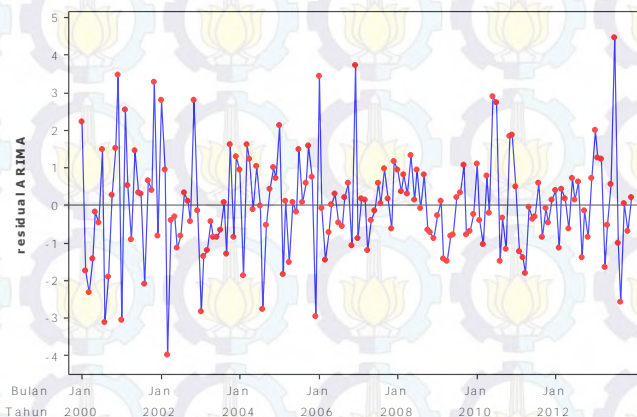
$$y_t = 0,69 + 4,43I_t^{(70)} + (1 + 0,38B)(1 + 0,42B^{12} + 0,20B^{24})a_t \quad (4.20)$$

Sehingga data inflasi bahan makanan saat ini dipengaruhi oleh kenaikan BBM Oktober 2005. Hasil peramalan data inflasi bahan makanan dengan ARIMA $(0,0,1)(0,0,2)^{12}$ dengan outlier pada data *in-sampel* digambarkan oleh Gambar 4.43. Pada gambar tersebut terlihat hasil ramalan dengan menggunakan ARIMA $(0,0,1)(0,0,2)^{12}$ secara umum mengikuti plot dari data inflasi bahan makanan.

Namun apabila diamati dari plot residual model ARIMA $(0,0,1)(0,0,2)^{12}$ dengan deteksi outlier pada gambar 4.44 masih terdapat nilai residual yang jauh dari nilai 0. Hal ini menunjukkan bahwa hasil peramalan ARIMA $(0,0,1)(0,0,2)^{12}$ dengan deteksi outlier masih belum mencerminkan kondisi data inflasi bahan makanan sebenarnya. Hal ini dimungkinkan masih adanya faktor lain ataupun kejadian intervensi lain yang mempengaruhi inflasi bahan makanan yang belum terjelaskan pada model ARIMA $(0,0,1)(0,0,2)^{12}$



Gambar 4.43 Plot Data Inflasi Bahan Makanan dan Hasil Ramalan Model ARIMA $(0,0,1)(0,0,2)^{12}$ dengan deteksi outlier



Gambar 4.44 Plot Residual Hasil Ramalan Model ARIMA $(0,0,1)(0,0,2)^{12}$ dengan deteksi outlier

4.2.2 Pemodelan ARIMAX Inflasi Bahan Makanan

Pada tahap ini akan dilakukan pemodelan data inflasi bahan makanan dengan menggunakan metode ARIMAX, yang terdiri dari model fungsi transfer multi input dan model intervensi. Dalam model fungsi transfer multi input digunakan variabel persentase perubahan jumlah uang beredar (x_1), persentase perubahan IHSG (x_2) dan persentase perubahan nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika (x_3) sebagai variabel input. Sedangkan kenaikan BBM Oktober 2005 (I_1), kenaikan BBM Mei 2008 (I_2), kenaikan TDL Juli 2010 (I_3) dan kenaikan BBM Juni 2013 (I_4) digunakan sebagai faktor intervensi dalam model intervensi.

4.2.2.1 Fungsi Transfer Multi Input Inflasi Bahan Makanan

Pada pembentukan fungsi transfer multi input, variabel input yang digunakan antara lain perubahan jumlah uang beredar (x_1), persentase perubahan IHSG (x_2) dan persentase perubahan nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika (x_3). Tahap awal dari pembentukan fungsi transfer multi input adalah proses *prewhitening* deret input. Proses *prewhitening* adalah pembentukan deret data yang *white noise* melalui pemodelan *time series* ARIMA. Proses ini telah dilakukan pada subbab 4.1.2.1. Diperoleh model ARIMA untuk persentase perubahan jumlah uang beredar adalah ARIMA $([9],0,0)(0,1,1)^{12}$, sehingga pada

persamaan 4.2 diperoleh deret input persentase perubahan jumlah uang beredar yang telah di-*prewhitening* adalah:

$$\alpha_{1t} = \frac{(1 - 0,25B^9)(1 - B^{12})}{(1 - 0,81B^{12})} x_{1t}$$

Prewhitening deret output (inflasi bahan makanan) mengikuti *prewhitening* deret input. Sehingga deret output yang telah di-*prewhitening* dengan input persentase perubahan jumlah uang beredar adalah:

$$\beta_t = \frac{(1 - 0,25B^9)(1 - B^{12})}{(1 - 0,81B^{12})} y_t$$

Untuk deret input persentase perubahan IHSG diperoleh ARIMA (0,0,1) dengan persamaan ARIMA seperti pada persamaan 4.4, sebagai berikut:

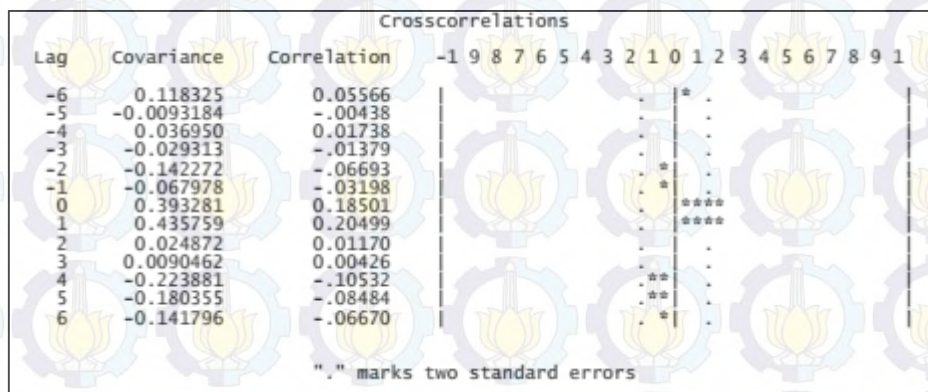
$$\alpha_{2t} = \frac{x_{2t} - 1,33}{(1 + 0,47B)}$$

Dari deret input tersebut diperoleh deret output (inflasi bahan makanan) yang telah di-*prewhitening* dengan input persentase perubahan IHSG seperti pada persamaan 4.5 adalah:

$$\beta_t = \frac{y_t - 1,33}{(1 + 0,47B)}$$

Sedangkan untuk deret input persentase perubahan nilai tukar rupiah merupakan model *white noise*, ARIMA (0,0,0).

Setelah diperoleh deret input dan deret output yang telah *prewhitening* untuk masing-masing input, selanjutnya dilakukan identifikasi model dugaan awal fungsi transfer. Identifikasi ini didasarkan pada nilai korelasi silang antara masing-masing deret input dan deret output yang telah di-*prewhitening*. Dari hasil korelasi silang diharapkan akan memperoleh dugaan kapan dan berapa lama deret input mempengaruhi deret output. Dugaan ini yang digunakan untuk penentuan nilai (b, r, s) .



Gambar 4.45 Plot *Crosscorrelation* antara Inflasi Bahan Makanan dan Persentase Perubahan Jumlah Uang Beredar

Berdasarkan hasil korelasi silang antara inflasi bahan makanan dan persentase perubahan jumlah uang beredar seperti pada Gambar 4.45 terlihat bahwa korelasi silang signifikan pada lag 0 dan 1. Sehingga dilakukan pendugaan nilai $b=0$, $r=0$ dan $s=1$ untuk model awal fungsi transfer persentase perubahan jumlah uang beredar. Hasil estimasi parameter model awal fungsi transfer inflasi bahan makanan dan persentase perubahan jumlah uang yang beredar disajikan pada tabel 4.38. Tabel tersebut menunjukkan bahwa model fungsi transfer tersebut memenuhi uji signifikansi parameter, dengan nilai $p\text{-value} < 0,05$. Orde $b=0$ menunjukkan bahwa persentase perubahan jumlah uang beredar mempengaruhi inflasi bahan makanan pada periode tersebut (t).

Tabel 4.38 Uji Signifikansi Parameter Model Awal Fungsi Transfer Persentase Perubahan Jumlah Uang yang Beredar terhadap Inflasi Bahan Makanan

Parameter	Estimasi	S.E	t_{hitung}	$p\text{-value}$
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
θ_1	-0,27850	0,07813	-3,56	0,0004
Θ_1	0,56995	0,07815	7,29	< 0,0001
ω_0	0,19802	0,09102	2,18	0,0296
ω_1	-0,26350	0,09070	-2,91	0,0037

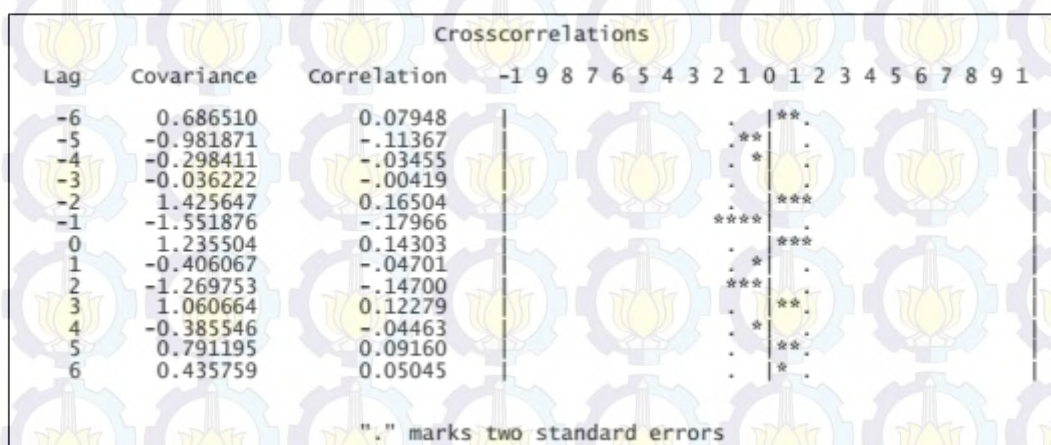
Pengujian residual model dugaan awal persentase perubahan jumlah uang beredar terhadap inflasi bahan makanan disajikan pada tabel 4.39, menunjukkan

bahwa model fungsi transfer telah memenuhi asumsi *white noise*. Hal ini dapat dilihat dari nilai *p-value* di semua lag yang lebih besar dari 0,05.

Tabel 4.39 Uji Residual Model Awal Fungsi Transfer Persentase Perubahan Jumlah Uang Beredar terhadap Inflasi Bahan Makanan

Lag	Chi-square	df	p-value
(1)	(2)	(3)	(4)
6	6,74	4	0,1504
12	11,96	10	0,2878
18	19,57	16	0,2402
24	30,80	22	0,1002
30	38,95	28	0,0817

Mengingat pembentukan model fungsi transfer untuk inflasi bahan makanan menggunakan multi input, maka penentuan model dugaan awal untuk masing-masing input akan ditentukan setelah semua input dimasukkan dalam pembentukan fungsi transfer. Demikian pula komponen residual akan dimodelkan setelah semua input dimasukkan dalam pembentukan fungsi transfer. Selanjutnya akan dilakukan pembentukan fungsi transfer untuk input yang lain, yaitu persentase perubahan IHSG dan persentase perubahan nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika.



Gambar 4.46 Plot *Crosscorrelation* antara Inflasi Bahan Makanan dan Persentase perubahan IHSG

Hasil korelasi silang antara inflasi bahan makanan dan persentase perubahan IHSG pada gambar 4.46, menunjukkan terdapat lag yang signifikan lag 0. Sehingga dilakukan pendugaan nilai $b=0$, $r=0$ dan $s=0$ untuk model awal fungsi transfer persentase perubahan IHSG. Hasil estimasi parameter model awal fungsi transfer inflasi bahan makanan dan persentase perubahan yang beredar disajikan pada tabel 4.40.

Tabel 4.40 Uji Signifikansi Parameter Model Awal Fungsi Transfer Persentase perubahan IHSG terhadap Inflasi Bahan Makanan

Parameter	Estimasi	S.E	t_{hitung}	p-value
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
θ_0	0,69851	0,24867	2,81	0,0050
θ_1	-0,47827	0,07251	-6,60	< 0,0001
θ_1	-0,39632	0,08157	-4,86	< 0,0001
θ_2	-0,20113	0,08586	-2,34	0,0192
ω_0	0,01869	0,01887	0,99	0,3219

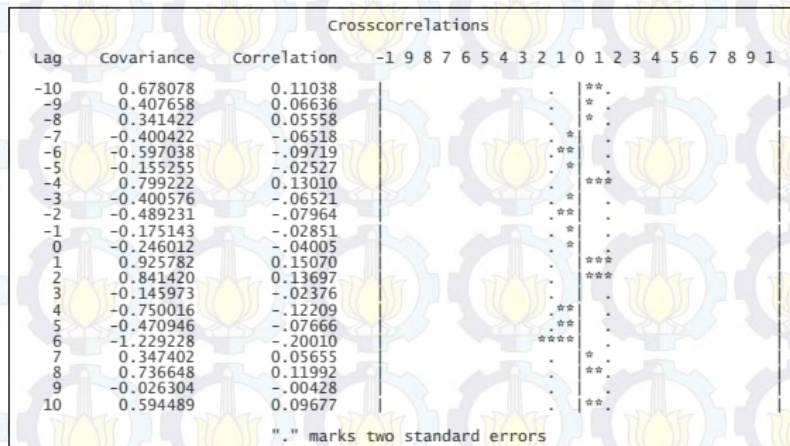
Pengujian residual model dugaan persentase perubahan IHSG terhadap inflasi bahan makanan disajikan pada tabel 4.41, menunjukkan bahwa model fungsi transfer telah memenuhi asumsi *white noise*. Hal ini dapat dilihat dari nilai p-value di semua lag yang lebih besar dari 0,05.

Tabel 4.41 Uji Residual Model Awal Fungsi Transfer Persentase perubahan IHSG terhadap Inflasi Bahan Makanan

Lag	Chi-square	df	p-value
(1)	(2)	(3)	(4)
6	4,48	3	0,2142
12	12,24	9	0,2002
18	18,92	15	0,2172
24	28,17	21	0,1355
30	33,18	27	0,1911

Tabel 4.40 menunjukkan bahwa parameter untuk persentase perubahan IHSG tidak signifikan pada model. Hal ini terlihat dari nilai p-value yang lebih dari 0,05, sehingga persentase perubahan IHSG dikeluarkan dari model. Sehingga

dapat disimpulkan bahwa persentase perubahan IHSG tidak memberikan pengaruh terhadap inflasi bahan makanan.



Gambar 4.47 Plot *Crosscorrelation* antara Inflasi Bahan Makanan dan Persentase perubahan Nilai Tukar Rupiah terhadap Dolar Amerika

Hasil korelasi silang antara inflasi bahan makanan dan persentase perubahan nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika pada Gambar 4.47, menunjukkan signifikansi pada lag 6. Sehingga dilakukan pendugaan nilai $b=6$, $r=0$ dan $s=0$ untuk model awal fungsi transfer persentase perubahan nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika. Dari pendugaan nilai b, r, s tersebut diperoleh parameter untuk model fungsi transfer persentase perubahan nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika, dengan hasil pengujian parameter disajikan pada tabel 4.42.

Tabel 4.42 Uji Signifikansi Parameter Model Awal Fungsi Transfer Persentase perubahan Nilai Tukar Rupiah terhadap dolar Amerika terhadap Inflasi Bahan Makanan

Parameter	Estimasi	S.E	t _{hitung}	p-value
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
θ_0	0,81324	0,25679	3,17	0,0015
θ_1	-0,50332	0,06914	-7,28	< 0,0001
θ_1	-0,44888	0,08359	-5,37	< 0,0001
θ_2	-0,23202	0,08571	-2,71	0,0068
ω_0	-0,09240	0,02571	-3,59	0,0003

Tabel 4.42 menunjukkan bahwa model fungsi transfer tersebut memenuhi uji signifikansi parameter, dengan nilai $p\text{-value} < 0,05$. Orde $b=6$ menunjukkan bahwa persentase perubahan nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika saat ini akan mempengaruhi inflasi bahan makanan pada saat 6 bulan lagi.

Pengujian residual model dugaan awal fungsi transfer persentase perubahan nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika terhadap inflasi bahan makanan disajikan pada tabel 4.43. Pada tabel tersebut menunjukkan bahwa model fungsi transfer telah memenuhi asumsi *white noise*. Hal ini dapat dilihat dari nilai $p\text{-value}$ di semua lag yang lebih besar dari 0,05.

Tabel 4.43 Uji Residual Model Awal Fungsi Transfer Persentase perubahan Nilai Tukar Rupiah terhadap Dolar Amerika terhadap Inflasi Bahan Makanan

Lag	Chi-square	df	p-value
(1)	(2)	(3)	(4)
6	6,15	3	0,1048
12	15,93	9	0,0684
18	23,86	15	0,0676
24	30,63	21	0,0800
30	36,82	27	0,0985

Setelah diperoleh model awal fungsi transfer *single* input untuk masing-masing input terhadap inflasi bahan makanan, persentase perubahan jumlah uang yang beredar dengan orde ($b=0, r=0, s=1$) dan nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika dengan orde ($b=6, r=0, s=0$). Sedangkan untuk IHSG dengan orde ($b=0, r=0, s=0$) tidak memenuhi uji signifikansi parameter, sehingga dikeluarkan dari model.

Berdasarkan model awal fungsi transfer untuk masing-masing deret input, maka dapat dibentuk model awal fungsi transfer multi input dengan orde sesuai dengan masing-masing input. Hasil estimasi dan pengujian parameter model awal fungsi transfer multi input adalah seperti disajikan pada tabel 4.44.

Berdasarkan hasil uji signifikansi parameter terlihat bahwa variabel persentase perubahan jumlah uang beredar pada lag 0 memiliki parameter yang tidak signifikan. Parameter yang tidak signifikan tersebut selanjutnya dikeluarkan dan parameter diestimasi kembali, sehingga diperoleh parameter yang signifikan

secara keseluruhan terhadap model. Tabel 4.45 menunjukkan hasil estimasi parameter setelah dieliminasi parameter yang tidak signifikan.

Tabel 4.44 Uji Signifikansi Parameter Model Awal Fungsi Transfer Multi Input Inflasi Bahan Makanan

Parameter	Estimasi	S.E	t _{hitung}	p-value	Variabel
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
θ_0	0,80983	0,24950	3,25	0,0012	y_t
θ_1	-0,48945	0,07150	-6,85	< 0,0001	y_t
Θ_1	-0,41357	0,08728	-4,74	< 0,0001	y_t
Θ_2	-0,25447	0,09152	-2,78	0,0054	y_t
$\omega_{0(x1)}$	0,08363	0,05713	1,46	0,1432	x_{1t}
$\omega_{1(x1)}$	-0,14544	0,05564	-2,61	0,0089	x_{1t}
$\omega_{0(x3)}$	-0,07975	0,02804	-2,84	0,0045	x_{3t}

Tabel 4.45 Uji Signifikansi Parameter Model Akhir Fungsi Transfer Multi Input Inflasi Bahan Makanan

Parameter	Estimasi	S.E	t _{hitung}	p-value	Variabel
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
θ_0	0,80239	0,24503	3,27	0,0011	y_t
θ_1	-0,49233	0,07141	-6,89	< 0,0001	y_t
Θ_1	-0,40187	0,08781	-4,58	< 0,0001	y_t
Θ_2	-0,21942	0,08972	-2,45	0,0145	y_t
$\omega_{0(x1)}$	0,09957	0,04742	2,10	0,0358	x_{1t}
$\omega_{0(x3)}$	-0,07749	0,02821	-2,75	0,0060	x_{3t}

Dapat disimpulkan bahwa model fungsi transfer multi input untuk inflasi bahan makanan adalah model dengan orde ($b=1$, $r=0$, $s=0$) untuk persentase perubahan jumlah uang beredar dan orde ($b=6$, $r=0$, $s=0$) untuk persentase perubahan nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika. Dengan persamaan model fungsi transfer multi input sebagai berikut:

$$y_t = 0,80 + 0,10x_{1,t-1} - 0,08x_{3,t-6} + (1 + 0,49B)(1 + 0,40B^{12} + 0,22B^{24})e_t, \quad (4.21)$$

Model tersebut menunjukkan bahwa persentase perubahan jumlah uang beredar saat ini mempengaruhi inflasi bahan makanan pada periode selanjutnya. Dan selain persentase perubahan jumlah uang beredar, persentase perubahan nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika juga mempengaruhi inflasi bahan makanan. Pengaruh dari persentase perubahan nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika baru berpengaruh terhadap inflasi bahan makanan pada periode 6 bulan ke depan.

Pengujian residual model fungsi transfer multi input inflasi bahan makanan seperti pada tabel 4.46 telah memenuhi asumsi *white noise* karena nilai *p-value* di semua lag > 0,05. Hal ini berarti bahwa residual telah bersifat independen. Hasil korelasi silang residual dengan deret input persentase perubahan jumlah uang beredar memiliki nilai > 0,05 pada semua lag (tabel 4.47). Hal ini menunjukkan bahwa antara deret *noise* dan deret input (persentase jumlah uang beredar) telah independen.

Tabel 4.46 Uji Residual Model Fungsi Transfer Multi Input Terhadap Inflasi Bahan makanan

Lag	Chi-square	df	p-value
(1)	(2)	(3)	(4)
6	4,36	3	0,2248
12	13,67	9	0,1347
18	18,36	15	0,2443
24	21,65	21	0,4199
30	29,60	27	0,3324

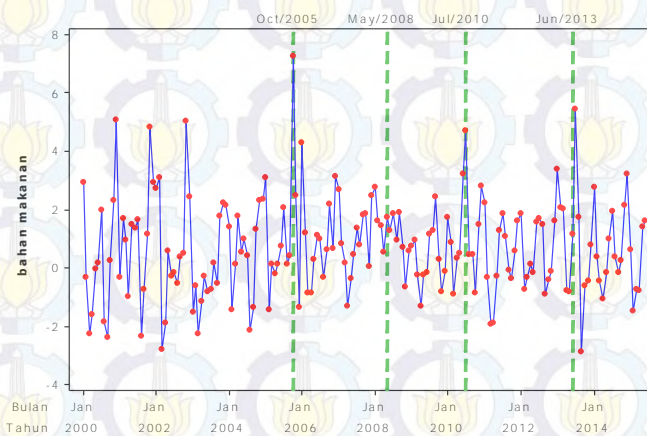
Tabel 4.47 Korelasi Silang Residual Model Fungsi Transfer Multi Input dengan Input Persentase Perubahan Jumlah Uang Beredar

Lag	Chi-square	df	p-value
(1)	(2)	(3)	(4)
5	2,54	6	0,8640
11	6,06	12	0,9133
17	11,09	18	0,8907
23	13,64	24	0,9543
29	20,48	30	0,9035

Pembentukan model fungsi transfer multi input untuk inflasi bahan makanan ini masih akan digabungkan dengan model intervensi dalam pembentukan model ARIMAX, maka komponen residual akan dimodelkan setelah penggabungan fungsi transfer multi input dan model intervensi.

4.2.2.2 Model Intervensi

Pada tahap ini akan dilakukan pemodelan intervensi terhadap inflasi bahan makanan. Kejadian-kejadian yang akan digunakan sebagai faktor intervensi antara lain kenaikan BBM Oktober 2005 (I_1), kenaikan BBM Mei 2008 (I_2), kenaikan TDL Juli 2010 (I_3) dan kenaikan BBM Juni 2013 (I_4). Langkah awal dalam model intervensi adalah menentukan jenis intervensi *pulse* atau *step* dari masing-masing faktor intervensi dari plot data inflasi bahan makanan.

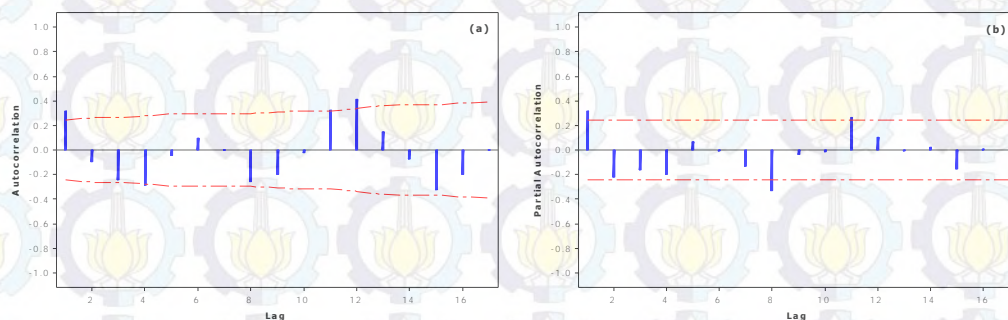


Gambar 4.48 Plot *Time Series* Inflasi Bahan Makanan dan Faktor Intervensi

Berdasarkan plot *time series* dari inflasi bahan makanan pada Gambar 4.48, terlihat bahwa masing-masing faktor intervensi memberikan efek *pulse*, yaitu efek yang ditimbulkan dari kejadian tersebut akan kembali ke kondisi awal. Terlihat bahwa pada kejadian kenaikan BBM Oktober 2005 efek yang ditimbulkan hanya terjadi pada bulan tersebut dan langsung kembali ke kondisi semula pada bulan berikutnya. Sedangkan untuk kenaikan BBM Mei 2008, tidak terlalu terlihat efek dari kenaikan BBM bulan tersebut terhadap inflasi bahan makanan. Kenaikan TDL Juli 2010 memberi efek seperti pada kenaikan BBM

Oktober 2005, yaitu menimbulkan efek pada bulan itu juga dan kembali ke kondisi awal pada periode selanjutnya. Terakhir kenaikan BBM Juni 2013, dampak kenaikan BBM pada bulan Juni 2013 baru terlihat pada Juli 2013. Dan pada bulan selanjutnya sudah mengalami penurunan dan kembali ke kondisi semula.

Tahapan awal dari model intervensi adalah melakukan pemodelan ARIMA untuk data sebelum adanya intervensi pertama yaitu Januari 2000 sampai dengan September 2005. Tahapan ARIMA ini antara lain identifikasi dugaan model sementara, estimasi parameter dan cek diagnosa. Sebagai langkah awal pemodelan ARIMA yaitu pengecekan stasioneritas data dalam rata-rata melalui plot ACF dan PACF seperti pada gambar 4.49.



Gambar 4.49 Plot ACF (a) dan PACF (b) Inflasi Bahan Makanan sebelum Intervensi Kenaikan BBM Oktober 2005

Berdasarkan pada plot ACF dan PACF mengindikasikan data telah stasioner dalam rata-rata, terlihat dari pola *cut off* pada kedua pola plot ACF dan PACF. Selanjutnya dilakukan identifikasi model melalui plot ACF dan PACF yang telah stasioner pada rata-rata. Dugaan model yang mungkin terbentuk adalah ARIMA ([8],0,1).

Setelah diperoleh dugaan model sementara, maka dilakukan pendugaan dan pengujian parameter model ARIMA ([8],0,1) untuk data inflasi bahan makanan seperti pada tabel 4.48. Dari hasil uji signifikansi, terlihat bahwa model tersebut telah memiliki parameter yang signifikan. Hal ini disimpulkan dari nilai *p-value* yang lebih kecil dari 0,05.

Tabel 4.48 Uji Signifikansi Parameter Model Inflasi Bahan Makanan Sebelum Intervensi Pertama ARIMA([8],0,1)

Parameter	Estimasi	S.E	t _{hitung}	p-value
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
θ_0	0,53904	0,22208	2,43	0,0152
θ_1	-0,42551	0,11386	-3,74	0,0002
ϕ_8	-0,28595	0,12172	-2,35	0,0188

Tahap selanjutnya adalah pengujian asumsi *white noise* dari residual model. Berdasarkan hasil pada tabel 4.49, dapat dilihat bahwa nilai p-value dari lag 6 sampai lag 24 bernilai lebih dari 0,05, sehingga dapat diambil kesimpulan bahwa residual model ARIMA ([8],0,1) sudah memenuhi asumsi *white noise*. Selain pengujian *white noise* juga dilakukan pengujian asumsi kenormalan. Uji kenormalan ini menggunakan uji Kolmogorov-smirnov. Hipotesis nul yang digunakan adalah residual model berdistribusi normal melawan hipotesis alternative residual model tidak berdistribusi normal. Hasil pengujian kenormalan residual dengan tingkat signifikansi 5% memberikan nilai statistik uji D sebesar 0,055404 dengan nilai p-value >0,1500. Dengan demikian dapat disimpulkan bahwa residual model telah memenuhi asumsi *white noise* dan kenormalan.

Tabel 4.49 Uji Residual Model Inflasi Bahan Makanan Sebelum Intervensi Pertama ARIMA ([8],0,0)

Lag	Chi-square	df	p-value
(1)	(2)	(3)	(4)
6	5,76	4	0,2177
12	16,31	10	0,0911
18	23,52	16	0,1004
24	31,12	22	0,0936

Dari tahapan pembentukan model ARIMA di atas, dapat disimpulkan model inflasi bahan makanan sebelum intervensi pertama adalah ARIMA ([8],0,1) dengan persamaan sebagai berikut:

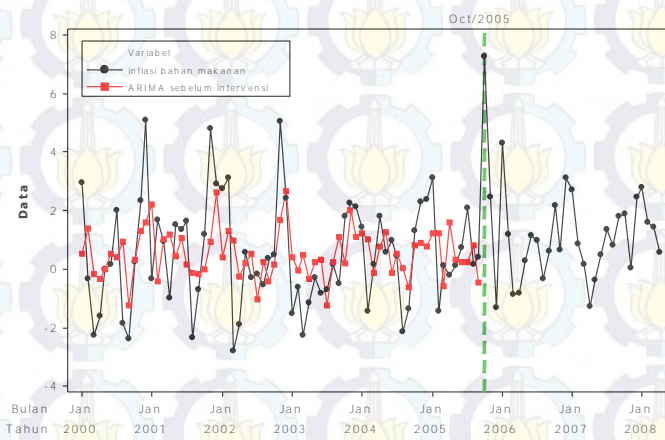
$$(1 + 0,29B^8)y_t = 0,54 + (1 + 0,43B)a_t$$

$$y_t + 0,29y_{t-8} = 0,54 + a_t + 0,43a_{t-1}$$

$$y_t = 0,54 - 0,29y_{t-8} + a_t + 0,43a_{t-1} \quad (4.22)$$

Setelah mendapatkan model ARIMA sebelum intervensi pertama, maka langkah selanjutnya adalah analisis data inflasi bahan makanan setelah adanya intervensi pertama, yaitu kenaikan BBM Oktober 2005 atau sejak $T=70$. Langkah awal adalah penentuan orde dari model intervensi pertama dengan melihat plot data inflasi bahan makanan pada gambar 4.49.

Dari gambar 4.50 terlihat adanya kenaikan tingkat inflasi pada saat terjadinya kenaikan BBM pada Oktober 2005 dan kenaikan BBM periode ini berpengaruh langsung terhadap inflasi bahan makanan pada bulan itu juga. Dampak kenaikan BBM bulan ini tidak berlangsung lama, terlihat pada bulan berikutnya November 2005 inflasi bahan makanan kembali ke kondisi awal seperti sebelum terjadi kenaikan harga BBM. Nilai b , r , s yang diduga untuk intervensi pertama ini adalah $b=0$, $r=0$ dan $s=0$. Selanjutnya dugaan orde model intervensi tersebut digunakan untuk estimasi parameter model intervensi pertama.



Gambar 4.50 Plot Data Inflasi Bahan makanan dan Data Hasil Peramalan ARIMA $([8],0,0)$

Tabel 4.50 menyajikan hasil estimasi parameter untuk model intervensi pertama. Dari tabel tersebut dapat ditunjukkan bahwa semua parameter dalam model intervensi signifikan pada tingkat signifikansi 5 %. Hal ini terlihat dari nilai p -value yang lebih kecil dari 0,05.

Tabel 4.50 Uji Signifikansi Parameter Model Intervensi Pertama Inflasi Bahan Makanan

Parameter	Estimasi	S.E	t _{hitung}	p-value
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
θ_0	0,69014	0,25594	2,70	0,0070
θ_1	-0,30710	0,09747	-3,15	0,0016
θ_1	-0,35146	0,10227	-3,44	0,0006
$\omega_{(1)}$	5,26227	1,33637	3,94	< 0,0001

Uji *white noise* dilakukan dengan hasil sebagaimana diberikan pada tabel 4.51. Nilai *p-value* dari lag 6 sampai 24 menunjukkan nilai lebih besar dari 0,05, yang artinya residual telah *white noise*. Selain dilakukan pengujian *white noise* juga dilakukan uji asumsi kenormalan. Hasil uji kenormalan dengan menggunakan uji Kolmogorov-smirnov memberikan nilai statistik uji D sebesar 0,07379, dengan nilai *p-value* > 0,1500. Hasil ini memberikan kesimpulan bahwa residual dari intervensi pertama inflasi bahan makanan telah berdistribusi normal.

Tabel 4.51 Uji Residual Model Intervensi Pertama Inflasi Bahan Makanan

Lag	Chi-square	df	p-value
(1)	(2)	(3)	(4)
6	3,80	4	0,4338
12	10,42	10	0,4046
18	16,87	16	0,3940
24	27,99	22	0,1760

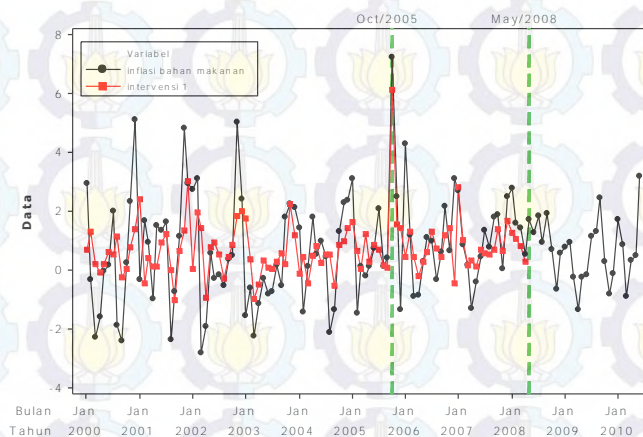
Dari hasil pendugaan parameter pada tabel 4.51 dapat dituliskan model intervensi pertama sebagai berikut:

$$y_t = \theta_0 + \omega_{(1)}I_{1,t} + (1 - \phi_1 B)(1 - \theta_1 B^{12})e_t$$

$$y_t = 0,69 + 5,26I_{1,t} + (1 + 0,31B)(1 + 0,35B^{12})e_t \quad (4.23)$$

Dari persamaan 4.23, dapat dilihat bahwa adanya kenaikan BBM pada Oktober 2005 mengakibatkan kenaikan tingkat inflasi. Kenaikan BBM bulan ini

memberikan pengaruh yang cukup tinggi, terlihat dari nilai parameter untuk kenaikan BBM Oktober 2005 yang tinggi yaitu sebesar 5,26.



Gambar 4.51 Plot Data Inflasi Bahan Makanan dan Data Hasil Peramalan Model Intervensi Pertama

Tahap selanjutnya adalah penentuan orde dari model intervensi kedua dengan melihat plot inflasi pada Gambar 4.51. Intervensi kedua adalah kenaikan BBM pada bulan Mei 2008 ($T=101$). Pada gambar 4.51 diberikan plot data inflasi bahan makanan dan hasil peramalan dari model intervensi pertama, dimana terlihat bahwa pada saat kenaikan BBM pada bulan Mei 2008, terjadi kenaikan tingkat inflasi bahan makanan pada bulan tersebut. Dampak kenaikan BBM Mei 2008 tersebut hanya berlangsung pada bulan tersebut, pada bulan selanjutnya Juni 2008 inflasi bahan makanan sudah kembali ke kondisi awal. Sehingga nilai dugaan untuk $b=0$, $r=0$, $s=0$. Selanjutnya nilai dugaan tersebut digunakan untuk estimasi parameter model intervensi kedua.

Dari hasil pendugaan parameter model intervensi kedua pada tabel 4.52, menunjukkan bahwa parameter model untuk faktor intervensi kedua (kenaikan BBM Mei 2008) tidak signifikan pada tingkat signifikansi 5%. Hal ini terlihat pada nilai p -value yang bernilai lebih dari 0,05. Setelah didapatkan nilai estimasi parameter dilakukan pengujian asumsi *white noise* terhadap residual model intervensi kedua. Uji *white noise* dilakukan dengan statistik uji *Chi-square* dengan hasil seperti pada tabel 4.53.

Tabel 4.52 Uji Signifikansi Parameter Model Intervensi Kedua Inflasi Bahan Makanan

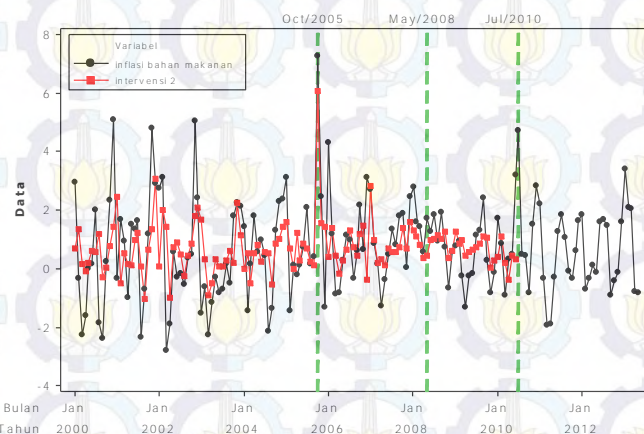
Parameter	Estimasi	S.E	t _{hitung}	p-value
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
θ_0	0,68447	0,22616	3,17	0,0015
θ_1	-0,31858	0,08843	-3,60	0,0003
θ_1	-0,33590	0,09279	-3,62	0,0003
$\omega_{(1)}$	5,22151	1,26121	4,14	<0,0001
$\omega_{(2)}$	1,10497	1,26190	0,88	0,3812

Tabel 4.53 Uji Residual Model Intervensi Kedua Inflasi Bahan Makanan

Lag	Chi-square	df	p-value
(1)	(2)	(3)	(4)
6	3,27	4	0,5131
12	10,54	10	0,3945
18	19,31	16	0,2530
24	33,44	22	0,0559

Pada tabel 4.53 dapat dilihat bahwa nilai *p-value* pada semua lag memberikan nilai yang lebih besar dari 0,05, yang artinya bahwa residual sudah *white noise*. Selanjutnya uji asumsi kenormalan untuk model intervensi kedua. Uji kenormalan dengan menggunakan uji *Kolmogorov-smirnov* memberikan nilai statistik uji D sebesar 0,063777 dengan nilai *p-value* sebesar > 0,1500. Nilai *p-value* lebih besar dari nilai 0,05, yang artinya bahwa residual model intervensi kedua telah berdistribusi normal.

Dari hasil uji pendugaan parameter pada tabel 4.52, parameter intervensi kedua, yaitu kenaikan BBM Kei 2008 tidak signifikan, sehingga parameter ini dikeluarkan dari. Hal ini berarti bahwa intervensi kedua kejadian kenaikan BBM Mei 2008 tidak memberikan pengaruh yang signifikan terhadap inflasi bahan makanan.



Gambar 4.52 Plot Data Inflasi Bahan Makanan dan Data Hasil Peramalan Model Intervensi Kedua

Setelah diperoleh model intervensi kedua, dilanjutkan dengan model intervensi ketiga. Langkah awalnya adalah penentuan orde dari model intervensi ketiga dengan melihat plot inflasi bahan makanan pada gambar 4.51. Kejadian intervensi ketiga adalah kenaikan TDL pada bulan Juli 2010 ($T=127$). Pada Gambar 4.52 diberikan plot data inflasi bahan makanan dan hasil peramalan dari model intervensi kedua, dimana terlihat bahwa kenaikan TDL Juli 2010, menyebabkan kenaikan inflasi bahan makanan pada bulan yang sama. Dampak kenaikan TDL 2010 tersebut hanya berlangsung pada bulan tersebut, hal ini terlihat pada bulan berikutnya yaitu Agustus 2010 inflasi bahan makanan kembali ke posisi semula. Sehingga kemungkinan nilai untuk $b=0$, $r=0$, $s=0$. Selanjutnya nilai dugaan tersebut digunakan untuk estimasi parameter model intervensi ketiga.

Dari hasil pendugaan parameter model intervensi ketiga pada tabel 4.54, menunjukkan bahwa nilai *p-value* untuk semua parameter bernilai lebih kecil dari 0,05, sehingga dapat dikatakan parameter model telah signifikan pada tingkat signifikansi 5%. Setelah didapatkan nilai estimasi parameter dilakukan pengujian asumsi *white noise* terhadap residual model intervensi ketiga. Uji *white noise* dilakukan dengan statistik uji *Chi-square* dengan hasil seperti pada tabel 4.55.

Tabel 4.54 Uji Signifikansi Parameter Model Intervensi Ketiga Inflasi Bahan Makanan

Parameter	Estimasi	S.E	t _{hitung}	p-value
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
θ_0	0,66440	0,21687	3,06	0,0022
θ_1	-0,34459	0,07724	-4,46	< 0,0001
θ_1	-0,41954	0,08047	-5,21	< 0,0001
θ_2	-0,21395	0,08416	-2,54	0,0110
$\omega_{(1)}$	4,55782	1,13408	4,02	< 0,0001
$\omega_{(3)}$	2,69790	1,14737	2,35	0,0187

Tabel 4.55 Uji Residual Model Intervensi Ketiga Inflasi Bahan Makanan

Lag	Chi-square	df	p-value
(1)	(2)	(3)	(4)
6	4,35	3	0,2256
12	11,37	9	0,2511
18	17,09	15	0,3132
24	26,08	21	0,2036
30	29,78	27	0,3241

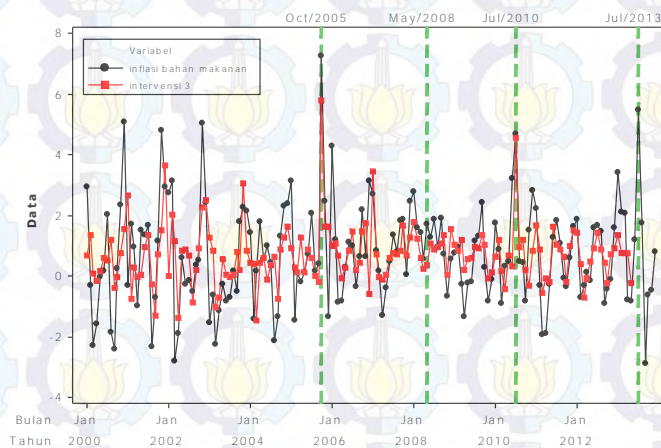
Pada tabel 4.55 dapat dilihat bahwa nilai *p-value* pada masing-masing lag memberikan nilai yang lebih besar dari 0,05, yang artinya bahwa residual sudah *white noise*. Selain uji asumsi *white noise*, juga dilakukan uji asumsi kenormalan untuk model intervensi ketiga. Uji kenormalan dengan menggunakan uji *Kolmogorov-smirnov* untuk residual model intervensi ketiga memberikan nilai statistik uji D sebesar 0,056642 dengan nilai *p-value* > 0,1500. Nilai *p-value* lebih besar dari nilai 0,05, yang artinya bahwa residual model intervensi ketiga telah berdistribusi normal.

Dari hasil pendugaan parameter pada tabel 4.54 dapat dituliskan model intervensi ketiga sebagai berikut:

$$y_t = \theta_0 + \omega_{(1)}I_{1,t} + \omega_{(3)}I_{3,t} + (1 - \theta_1 B)(1 - \theta_1 B^{12} - \theta_1 B^{24})e_t$$

$$y_t = 0,66 + 4,56I_{1,t} + 2,70I_{3,t} + (1 + 0,34B)(1 + 0,42B^{12} + 0,21B^{24})e_t, (4.24)$$

Dari persamaan 4.24, dapat dilihat bahwa kejadian intervensi pertama dan ketiga, yaitu kenaikan BBM pada Oktober 2005 dan kenaikan TDL Juli 2010, berpengaruh terhadap tingkat inflasi bahan makanan.



Gambar 4.53 Plot Data Inflasi Bahan Makanan dan Data Hasil Peramalan Model Intervensi Ketiga

Intervensi keempat adalah kenaikan BBM pada bulan Juni 2013 ($T=162$). Pada Gambar 4.53 diberikan plot data inflasi bahan makanan dan hasil peramalan dari model intervensi ketiga. Dari gambar tersebut terlihat bahwa inflasi bahan makanan baru mengalami peningkatan satu bulan setelah kenaikan BBM pada bulan Juni 2013, yaitu pada bulan Juli 2013. Efek kenaikan BBM Juni 2013 tersebut hanya berlangsung pada bulan Juli 2013, pada bulan selanjutnya Agustus 2013 inflasi bahan makanan sudah kembali ke kondisi awal. Sehingga nilai dugaan untuk $b=1$, $r=0$, $s=0$. Selanjutnya nilai dugaan tersebut digunakan untuk estimasi parameter model intervensi ketempat.

Dari hasil pendugaan parameter model intervensi keempat, seluruh parameter signifikan dalam model, ini terlihat dari hasil pendugaan parameter yang memberikan nilai p -value lebih kecil dari 0,05. Sehingga dapat dikatakan parameter model telah signifikan pada tingkat signifikansi 5%. Setelah didapatkan nilai estimasi parameter dilakukan pengujian asumsi *white noise* terhadap residual model intervensi kedua. Uji *white noise* dilakukan dengan statistik uji *Chi-square* dengan hasil seperti pada tabel 4.57.

Tabel 4.56 Uji Signifikansi Parameter Model Intervensi Keempat Inflasi Bahan Makanan

Parameter	Estimasi	S.E	t _{hitung}	p-value
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
θ_0	0,60702	0,21441	2,83	0,0046
θ_1	-0,33533	0,07571	-4,43	< 0,0001
θ_1	-0,45946	0,08013	-5,73	< 0,0001
θ_2	-0,20966	0,08314	-2,52	0,0117
$\omega_{(11)}$	4,62140	1,11209	4,16	< 0,0001
$\omega_{(13)}$	2,72046	1,12409	2,42	0,0155
$\omega_{(14)}$	3,74574	1,22074	3,07	0,0022

Tabel 4.57 Uji Residual Model Intervensi Keempat Inflasi Bahan Makanan

Lag	Chi-square	df	p-value
(1)	(2)	(3)	(4)
6	3,83	3	0,2799
12	9,70	9	0,3752
18	16,24	15	0,3666
24	27,88	21	0,1436
30	31,25	27	0,2612

Pada tabel 4.57 dapat dilihat bahwa nilai *p-value* pada masing-masing lag memberikan nilai yang lebih besar dari 0,05, yang artinya bahwa residual sudah *white noise*. Selain uji asumsi *white noise*, juga dilakukan uji asumsi kenormalan untuk model intervensi keempat. Uji kenormalan dengan menggunakan uji *Kolmogorov-smirnov* untuk residual model intervensi keempat memberikan nilai statistik uji D sebesar 0,053866 dengan nilai *p-value* > 0,1500. Nilai *p-value* lebih besar dari nilai 0,05, yang artinya bahwa residual model intervensi ketiga telah berdistribusi normal.

Dari hasil pendugaan parameter pada tabel 4.56 dapat dituliskan model intervensi keempat sebagai berikut:

$$y_t = \theta_0 + \omega_{(11)}I_{1,t} + \omega_{(13)}I_{3,t} + \omega_{(14)}I_{4,t-1} + (1-\theta_1B)(1 - \theta_1B^{12} - \theta_2B^{24})e_t$$

$$y_t = 0,61 + 4,62I_{1,t} + 2,72I_{3,t} + 3,75I_{4,t-1} + (1 + 0,34B)(1 + 0,46B^{12} + 0,21B^{24})e_t, \quad (4.25)$$

Dari persamaan 4.25, dapat dilihat bahwa kejadian intervensi yang berpengaruh terhadap inflasi bahan makanan adalah kejadian intervensi pertama, ketiga dan keempat, yaitu kenaikan BBM pada Oktober 2005, kenaikan TDL Juli 2010 dan kenaikan BBM Juni 2013.

4.2.2.3 ARIMAX Inflasi Bahan Makanan

Pada tahapan ini akan dilakukan penggabungan antara model fungsi transfer multi input dan model intervensi. Dari model fungsi transfer multi input pada persamaan 4.21, faktor yang berpengaruh terhadap inflasi bahana makanan adalah persentase perubahan jumlah uang beredar (x_{1t}) yang berpengaruh secara signifikan terhadap inflasi bahan makanan dengan orde ($b=1, r=0, s=0$) dan persentase perubahan nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika (x_{3t}) yang berpengaruh signifikan dengan orde ($b=6, r=0, s=0$). Sedangkan dari hasil model intervensi pada persamaan 4.25, kejadian intervensi yang mempengaruhi inflasi bahan makanan adalah kenaikan BBM Oktober 2005 (I_1), kenaikan TDL Juli 2010 (I_3) dan kenaikan BBM Juni 2013 (I_4). Kedua model tersebut secara bersama-sama digunakan dalam pendugaan parameter model ARIMAX. Hasil pendugaan model ARIMAX disajikan pada tabel 4.58.

Dari pendugaan parameter pada tabel 4.58 terlihat bahwa parameter untuk persentase perubahan jumlah uang beredar dan kenaikan BBM Juni 2013 tidak signifikan, nilai *p-value* lebih besar dari 0,05. Kedua variabel ini selanjutnya dikeluarkan dari model, sehingga pendugaan parameter untuk model ARIMAX seperti disajikan pada tabel 4.59.

Pada tabel 4.59 terlihat bahwa parameter dari model bernilai lebih kecil dari 0,05, maka dapat dikatakan parameter model telah signifikan pada tingkat signifikansi 5%. Selanjutnya dilakukan pengujian *white noise* pada residual. Hasil pengujian *white noise* disajikan pada tabel 4.60.

Tabel 4.58 Uji Signifikansi Parameter Model Awal ARIMAX Inflasi Bahan Makanan

Parameter	Estimasi	S.E	t _{hitung}	p-value
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
θ_0	0,75917	0,22983	3,30	0,0010
θ_1	-0,37599	0,07943	-4,73	< 0,0001
Φ_1	0,43722	0,08219	5,32	< 0,0001
$\omega_{0(x1)}$	0,07219	0,04740	1,52	0,1271
$\omega_{0(x3)}$	-0,07935	0,02711	-2,93	0,0034
$\omega_{(I1)}$	4,65142	1,06406	4,37	< 0,0001
$\omega_{(I3)}$	2,20150	1,08860	2,02	0,0431
$\omega_{(I4)}$	-0,39812	1,05680	-0,38	0,7064

Tabel 4.59 Uji Signifikansi Parameter Model Akhir ARIMAX Inflasi Bahan Makanan

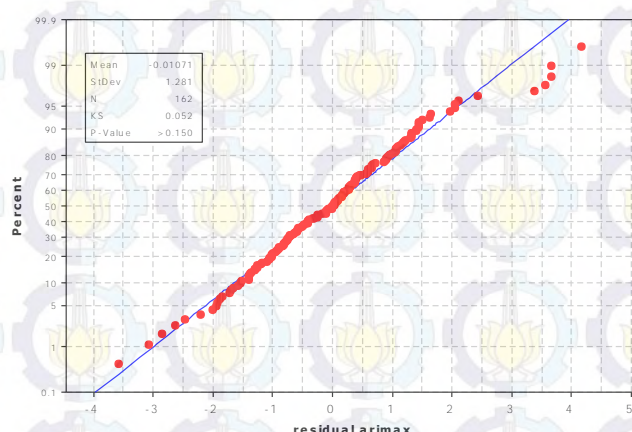
Parameter	Estimasi	S.E	t _{hitung}	p-value
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
θ_0	0,76457	0,24724	3,09	0,0020
θ_1	-0,37342	0,07697	-4,85	< 0,0001
Φ_1	0,48391	0,07589	6,38	< 0,0001
$\omega_{0(x3)}$	-0,08704	0,02504	-3,48	0,0005
$\omega_{(I1)}$	4,85157	1,05813	4,59	< 0,0001
$\omega_{(I3)}$	2,30293	1,08777	2,12	0,0343

Dari hasil pengujian *white noise* residual pada model ARIMAX pada, terlihat bahwa nilai p-value semua lag bernilai lebih dari 0,05. Hal ini berarti bahwa residual ARIMAX telah memenuhi asumsi *white noise*. Sedangkan pengujian asumsi normal untuk residual model ARIMAX dilakukan dengan menggunakan uji *Kolmogorv-smirnov*. Dari Gambar 4.54 terlihat plot residual ARIMAX hasil pengujian *Kolmogorov-smirnov* telah memenuhi asumsi

kenormalan. Hal ini diperkuat dengan nilai statistik uji sebesar 0,052155, dengan *p-value* sebesar $> 0,1500$. Sehingga dapat disimpulkan residual telah memenuhi asumsi kenormalan.

Tabel 4.60 Uji Residual Model ARIMAX Inflasi Bahan Makanan

Lag	Chi-square	df	p-value
(1)	(2)	(3)	(4)
6	5,41	4	0,2475
12	11,06	10	0,3529
18	17,10	16	0,3792
24	26,74	22	0,2211
30	30,59	28	0,3354



Gambar 4.54 Plot Uji *Kolmogorov-smirnov* residual ARIMAX Inflasi Bahan Makanan

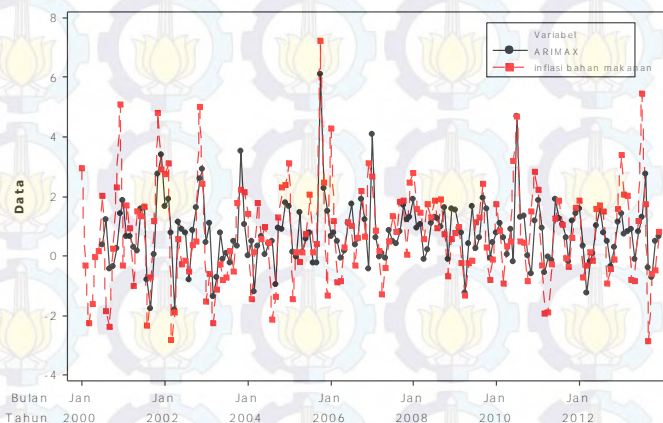
Dari pendugaan parameter pada tabel 4.59 diperoleh persamaan model ARIMAX sebagai berikut:

$$y_t = \theta_0 + \omega_{(x3)}x_{3,t-6} + \omega_{(I1)}I_{1,t} + \omega_{(I3)}I_{3,t} + \frac{(1 - \theta_1 B)}{(1 - \Phi_1 B^{12})} e_t$$

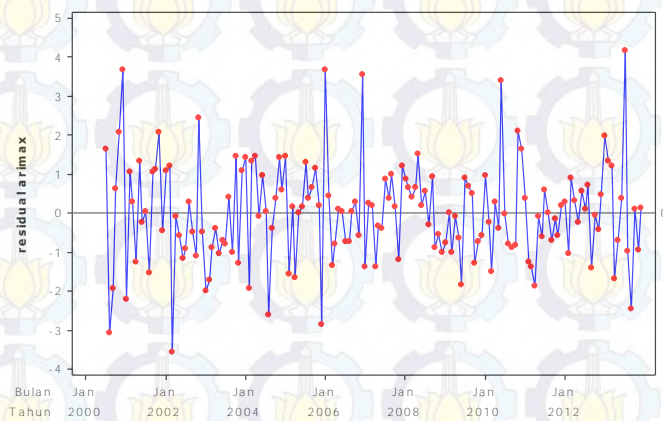
$$y_t = 0,76 - 0,09x_{3,t-6} + 4,85I_{1,t} + 2,30I_{3,t} + \frac{(1 + 0,37B)}{(1 - 0,48B^{12})} e_t, \quad (4.26)$$

Dari persamaan 4.26, dapat dilihat bahwa faktor eksternal yang berpengaruh terhadap inflasi bahan makanan adalah persentase perubahan nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika. Pengaruh persentase perubahan nilai tukar rupiah

terhadap dolar Amerika terjadi setelah jeda waktu 6 periode. Sedangkan kejadian intervensi yang berpengaruh terhadap inflasi bahan makanan adalah kejadian intervensi pertama dan ketiga, yaitu kenaikan BBM pada Oktober 2005 dan kenaikan TDL Juli 2010. Selain itu data inflasi bahan makanan juga berhubungan dengan data inflasi bahan makanan itu sendiri pada periode 12 yang lalu. Residual dari model ARIMAX ini nanti akan dimodelkan dengan menggunakan metode FFNN untuk menghasilkan metode hibrida ARIMAX-NN.



Gambar 4.55 Plot *Time Series* Inflasi Bahan Makanan dan Hasil Peramalan Inflasi Bahan Makanan dengan ARIMAX pada data *in-sample*



Gambar 4.56 Plot Residual Hasil Peramalan Inflasi Bahan Makanan dengan ARIMAX pada data *in-sample*

Gambar 4.55 menyajikan plot data inflasi bahan makanan dan hasil peramalan dengan menggunakan ARIMAX. Dari gambar tersebut terlihat walaupun dengan memasukkan komponen faktor eksogen dan kejadian intervensi

hasil peramalan yang dihasilkan ARIMAX belum mampu mendekati data inflasi makanan. Hal ini diperkuat dari plot residual ARIMAX pada Gambar 4.56, residual yang dihasilkan oleh model ARIMAX tersebut masih bervariasi dengan range nilai antara -3,57 sampai 4,16. Residual paling rendah berada pada bulan Maret 2002, sedangkan residual paling tinggi pada saat peramalan bulan Juli 2013.

4.2.3 Uji Non Linieritas

Sebelum melanjutkan ke metode non linier dalam penelitian ini ANN, akan dilakukan pengujian nonlinieritas tipe LM dengan ekspansi taylor yang dikembangkan dari model NN terhadap data inflasi bahan makanan. Pengujian ini dilakukan untuk melihat apakah data inflasi bahan makanan mengandung hubungan autokorelasi non linier.

Dari hasil uji terasvirta pada data inflasi bahan makanan menghasilkan nilai *p-value* sebesar 0,1128. Dengan menggunakan tingkat signifikansi 5% maka dapat disimpulkan bahwa data inflasi bahan makanan tidak memenuhi asumsi nonlinieritas. Meskipun inflasi bahan makanan tidak memenuhi asumsi nonlinieritas, pemodelan tetap dilanjutkan dengan menggunakan metode hibrida.

4.2.4 Pemodelan Hibrida ARIMAX-NN Pertama Inflasi Bahan Makanan

Pemodelan hibrida ARIMAX-NN model pertama ini dengan memasukkan faktor eksogen dan kejadian intervensi ke dalam komponen linier, dalam penelitian ini metode ARIMAX. Residual (error) dari ARIMAX ini dianggap masih mengandung komponen non linier, sehingga residual ini dimodelkan dengan menggunakan metode FFNN.

ARIMAX yang digunakan adalah hasil dari pemodelan ARIMAX pada persamaan 4.26. Residual dari model ini dimodelkan dengan FFNN dengan tiga layer. Layer pertama merupakan layer input yang terdiri dari satu input yaitu e_{t-12} , sesuai dengan input pada ARIMAX. Layer kedua merupakan *hidden layer* yang terdiri antara 1 sampai 5 *neuron*, yang nantinya dipilih jumlah *neuron* mana yang menghasilkan MdAPE minimum. Sedangkan layer terakhir merupakan layer output. Dalam pemodelan ini diterapkan tanpa *skip layer* dan dengan *skip layer*.

4.2.4.1 Model ARIMAX-NN Model Pertama tanpa *skip* layer

Model ARIMAX-NN untuk data inflasi bahan makanan menggunakan model ARIMAX yang diperoleh pada penghitungan sebelumnya, yang sudah dijelaskan pada sub bab 4.2.3. Selanjutnya dilakukan pemodelan dari residual model ARIMAX tersebut dengan menggunakan satu input yaitu e_{t-12} . Pemilihan jumlah *neuron* pada *hidden* layer dengan cara memilih jumlah *neuron* yang paling sering menghasilkan kriteria kebaikan model MdAPE minimum dalam 10 kali iterasi.

Dari proses tersebut diperoleh jumlah *neuron* yang paling sering menghasilkan MdAPE minimum pada data *training* adalah berjumlah 4 *neuron*. Sehingga arsitektur terbaik untuk data residual ARIMAX inflasi bahan makanan adalah NN (1-4-1). Dengan fungsi aktivasi sigmoid pada *hidden* layer dan fungsi aktivasi linier pada layer output. Model persamaan untuk NN (1-4-1) adalah sebagai berikut:

$$\hat{e}_{(t)} = b^o + \sum_{j=1}^4 [w_j^o f_j^h(b_j^h + w_{1j}^h e_{t-12})], \quad (4.27)$$

$$\hat{e}_{(t)} = -7,86 + 18,28f_1^h + 8,30f_2^h - 0,74f_3^h - 9,78f_4^h$$

dengan

$$f_1^h = (1 + \exp(-(38,95 - 18,59e_{t-12})))^{-1}$$

$$f_2^h = (1 + \exp(-(-16,87 + 8,23e_{t-12})))^{-1}$$

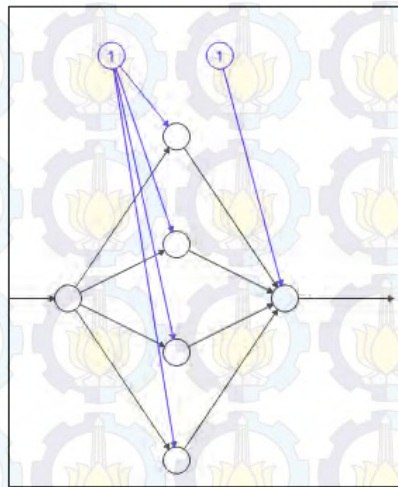
$$f_3^h = (1 + \exp(-(31,20 + 17,62e_{t-12})))^{-1}$$

$$f_4^h = (1 + \exp(-(14,74 - 7,03e_{t-12})))^{-1}$$

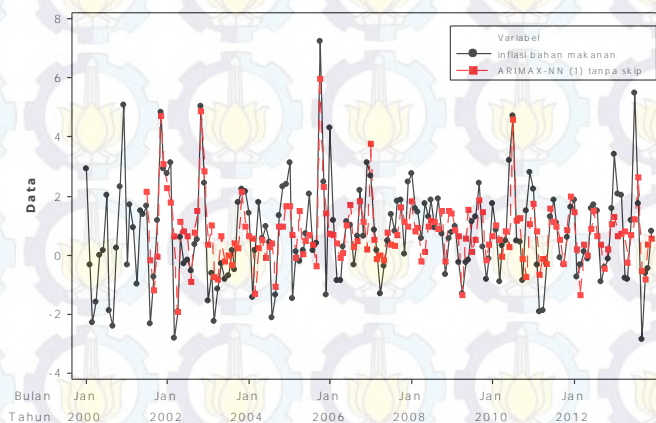
Dengan arsitektur NN (1-4-1) seperti diilustrasikan pada Gambar 4.57.

Plot data hasil peramalan dapat dilihat pada gambar 4.58. Pada gambar tersebut dapat ditampilkan plot hasil ramalan inflasi bahan makanan dengan menggunakan metode hibrida ARIMAX-NN model pertama tanpa *skip* layer. Untuk melihat bagaimana ketepatan hasil ramalan dengan metode tersebut dapat dilihat dari plot residualnya, seperti pada gambar 4.59. Jika dilihat pada plot residual ARIMAX-NN model pertama tanpa *skip* layer, residual yang dihasilkan

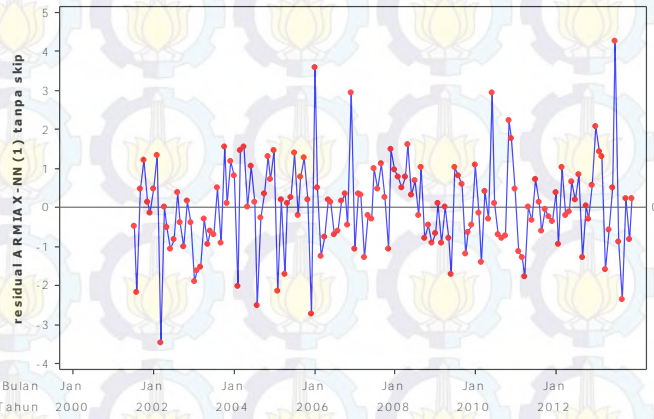
oleh model tersebut masih terdapat residual yang bernilai jauh dari 0. Interval nilai residual antara -3,47 sampai 4,28. Nilai residual terendah -3,47 terjadi pada saat meramalkan inflasi bahan makanan bulan Maret 2002 dan nilai residual tertinggi 4,28 terjadi saat meramalkan inflasi bahan makanan bulan Juli 2013. Tingginya nilai residual ini disebabkan pada bulan sebelumnya Juni 2013 terjadi kenaikan BBM.



Gambar 4.57 Arsitektur Model NN (1-4-1) Tanpa *Skip* Layer untuk Hibrida ARIMAX-NN Pertama data Inflasi Bahan Makanan



Gambar 4.58 Plot *Time Series* Inflasi Bahan Makanan dan Hasil Peramalan Inflasi Bahan Makanan dengan ARIMAX-NN Model Pertama Tanpa *Skip* Layer pada data *in-sample*



Gambar 4.59 Plot Residual Hasil Peramalan Inflasi Bahan Makanan dengan ARIMAX-NN Model Pertama Tanpa *Skip* Layer pada data *in-sample*

4.2.4.2 Model ARIMAX-NN Model Pertama dengan *skip* layer

Model ARIMAX-NN dengan *skip* layer yang akan dibahas pada subbab ini menggunakan data dan prosedur seperti pada subbab sebelumnya yaitu 4.2.4.1. Hal yang membedakan dengan subbab sebelumnya adalah adanya *skip* layer pada model NN. *Skip* layer merupakan hubungan langsung dari input ke output tanpa melalui *hidden* layer.

Dari proses seperti pada subbab sebelumnya diperoleh jumlah *neuron* yang paling sering menghasilkan MdAPE minimum pada data *training* adalah berjumlah lima *neuron*. Sehingga arsitektur terbaik untuk data residual ARIMAX inflasi bahan makanan dengan *skip* layer adalah NN (1-5-1). Dengan fungsi aktivasi sigmoid pada *hidden* layer dan fungsi aktivasi linier pada layer output. Model persamaan untuk NN (1-5-1) dengan *skip* layer sebagai berikut:

$$\hat{e}_{(t)} = b^o + \sum_{j=1}^5 [w_j^o f_j^h (b_j^h + w_{1j}^h e_{t-12})] + (w_{10}^o e_{t-12}), \quad (4.28)$$

$$\hat{e}_{(t)} = -12,99 + 29,84f_1^h - 16,97f_2^h + 15,38f_3^h - 18,03f_4^h + 17,89f_5^h - 0,01e_{t-12}$$

dengan

$$f_1^h = (1 + \exp(-(20,18 + 7,07e_{t-12})))^{-1}$$

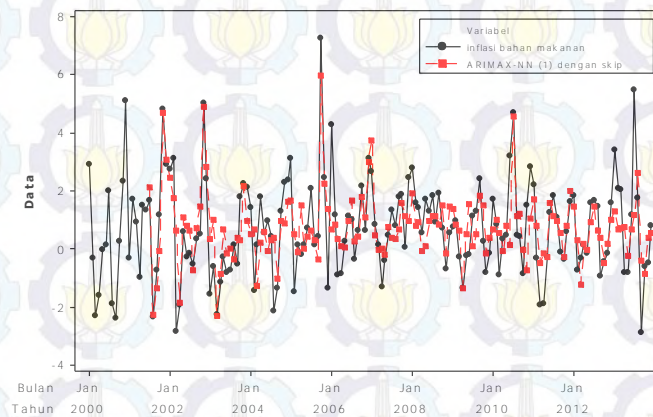
$$f_2^h = (1 + \exp(-(8,87 + 2,85e_{t-12})))^{-1}$$

$$f_3^h = (1 + \exp(-(-41,03 - 14,95e_{t-12})))^{-1}$$

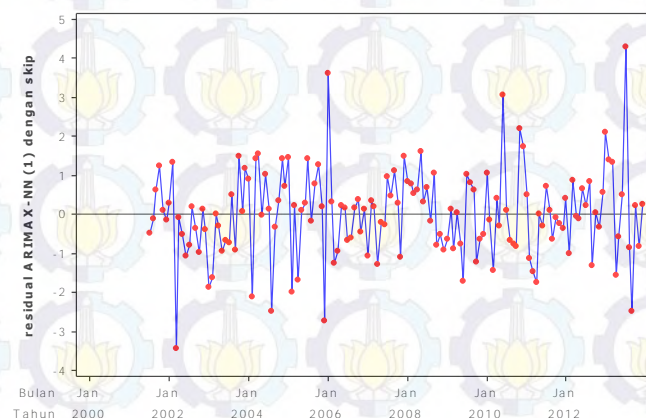
$$f_4^h = (1 + \exp(-(-39,50 + 18,84e_{t-12})))^{-1}$$

$$f_5^h = (1 + \exp(-(-15,40 + 7,42e_{t-12})))^{-1}$$

Gambar 4.60 menggambarkan plot data inflasi bahan makanan dan hasil peramalan ARIMAX-NN model pertama dengan *skip* layer. Untuk melihat bagaimana ketepatannya dalam meramalkan inflasi bahan makanan, dapat melalui plot residual model seperti pada gambar 4.61. Interval dari nilai residualnya berada pada nilai -3,46 sampai dengan 4,28. Selang interval ini tidak berbeda jauh dengan metode hibrida ARIMAX-NN pertama tanpa *skip* layer.



Gambar 4.60 Plot *Time Series* Inflasi Bahan Makanan dan Hasil Peramalan Inflasi Bahan Makanan dengan ARIMAX-NN Model Pertama Dengan *Skip* Layer pada data *in-sample*



Gambar 4.61 Plot Residual Hasil Peramalan Inflasi Bahan Makanan dengan ARIMAX-NN Model Pertama Dengan *Skip* Layer pada data *in-sample*

4.2.5 Pemodelan Hibrida ARIMAX-NN kedua

Pada model kedua ini faktor eksogen yang terdiri dari persentase perubahan jumlah uang beredar (x_1), persentase perubahan IHSG (x_2) dan persentase perubahan nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika (x_3), serta kejadian intervensi seperti kenaikan BBM Oktober 2005 (I_1), kenaikan BBM Mei 2008 (I_2), kenaikan TDL Juli 2010 (I_3) dan kenaikan TDL Januari 2011 (I_4), dimasukkan kedalam komponen non-linier. Dalam model ini faktor eksogen dan kejadian intervensi ini dimodelkan bersama dengan residual model ARIMA inflasi bahan makanan menggunakan FFNN tanpa *skip* layer dan dengan *skip* layer. Model ARIMA yang digunakan adalah model ARIMA (0,0,1)(0,0,2)¹² dengan deteksi outlier seperti yang telah diperoleh pada subbab 4.2.1.

Pada model kedua hibrida ARIMAX-NN ini menggunakan 3 layer. Layer pertama merupakan layer input dengan input sebanyak 3 input yaitu x_3 , I_1 dan I_3 . Faktor eksogen dan kejadian intervensi yang digunakan sebagai input pada pemodelan ini adalah variabel yang signifikan pada model ARIMAX pada subbab 4.2.2.

4.2.5.1 Hibrida ARIMAX-NN Kedua tanpa Skip Layer

Dengan menggunakan proses yang sama dengan pemodelan pada subbab 4.2.4.1, maka diperoleh jumlah node pada *hidden* layer yang paling banyak menghasilkan MdAPE minimum adalah sebanyak 3 *neuron*. Model ini menggunakan fungsi aktivasi sigmoid pada *hidden* layer dan fungsi aktivasi linier pada output layer. Model matematis untuk FFNN 3-3-1 tanpa *skip* layer adalah

$$\hat{e}_{(t)} = b^o + \sum_{j=1}^3 [w_j^o f_j^h (b_j^h + w_{1j}^h x_{3(t)} + w_{2j}^h I_{1(t)} + w_{3j}^h I_{3(t)})], \quad (4.29)$$

$$\hat{e}_{(t)} = 0,16 - 0,70f_1^h + 2,40f_2^h - 2,98f_3^h$$

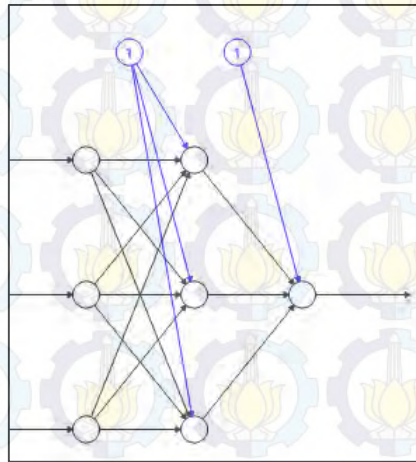
dengan

$$f_1^h(.) = \left(1 + \exp\left(-(-19,97 + 3,72x_{3(t)} + 0,00I_{1(t)} - 0,23I_{3(t)})\right)\right)^{-1}$$

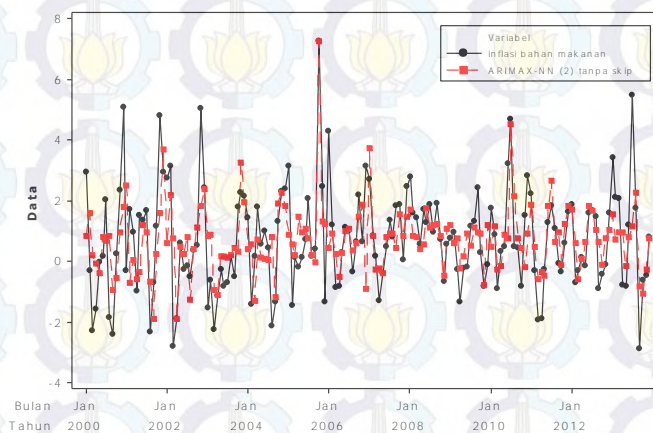
$$f_2^h(.) = \left(1 + \exp\left(-(-34,21 - 45,66x_{3(t)} - 0,08I_{1(t)} - 0,96I_{3(t)})\right)\right)^{-1}$$

$$f_3^h(.) = \left(1 + \exp\left(-(-3,76 - 4,40x_{3(t)} - 6,32I_{1(t)} - 7,61I_{3(t)})\right)\right)^{-1}$$

Dengan arsitektur NN (3-3-1) diilustrasikan pada Gambar 4.62.



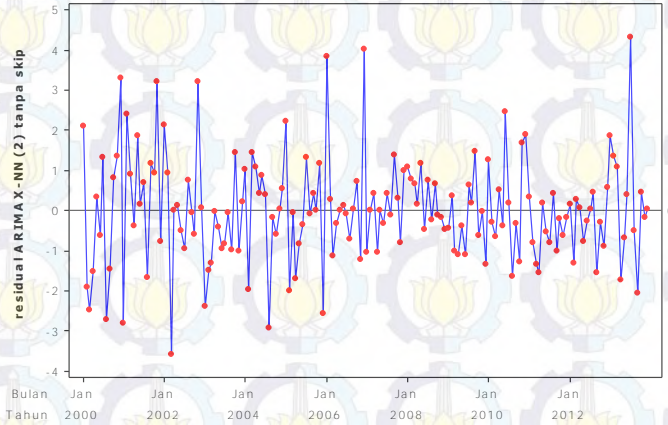
Gambar 4.62 Arsitektur Model NN (1-4-1) Tanpa *Skip* Layer untuk Hibrida ARIMAX-NN Kedua data Inflasi Bahan Makanan



Gambar 4.63 Plot *Time Series* Inflasi Bahan Makanan dan Hasil Peramalan Inflasi Bahan Makanan dengan ARIMAX-NN Model Kedua Tanpa *Skip* Layer pada data *in-sample*

Gambaran hasil peramalan model hibrida ARIMAX-NN kedua tanpa *skip* layer dengan data inflasi bahan makanan disajikan pada gambar 4.63. Untuk lebih jelas dalam melihat ketepatan peramalan model ini, dapat dilihat pada plot residualnya pada gambar 4.64. Terlihat bahwa residual yang dihasilkan oleh model ini masih cukup besar dengan interval nilai antara -3,58 sampai dengan

4,32. Residual sebesar -3,58 dihasilkan dari ramalan pada saat bulan Maret 2002, sedangkan residual dengan nilai sebesar 4,31 terjadi pada bulan Juli 2013. Nilai residual yang tinggi pada bulan Juli 2013 ini terjadi setelah kenaikan harga BBM Juni 2013.



Gambar 4.64 Plot Residual Hasil Peramalan Inflasi Bahan Makanan dengan ARIMAX-NN Model Kedua Tanpa *Skip* Layer pada data *in-sample*

4.2.5.2 Hibrida ARIMAX-NN Kedua dengan *Skip* Layer

Pada model ini hubungan langsung dari input ke output dimasukkan ke dalam model, sehingga model ini dinamakan model dengan *skip* layer. Dengan menggunakan 10 kali pengulangan diperoleh jumlah *neuron* yang paling sering menghasilkan MdAPE minimum adalah sebanyak 4 *neuron*. Seperti pada model tanpa *skip* layer, model ini menggunakan fungsi aktivasi sigmoid pada *hidden* dan fungsi aktivasi linier pada output. Sehingga persamaan model 3-4-1 adalah dengan *skip* layer adalah sebagai berikut:

$$\begin{aligned}\hat{e}_{(t)} &= b^o + \sum_{j=1}^4 [w_j^o f_j^h (b_j^h + w_{1j}^h x_{3(t)} + w_{2j}^h I_{1(t)} + w_{3j}^h I_{3(t)})] \\ &\quad + (w_{10}^o x_{3(t)} + w_{20}^o I_{1(t)} + w_{30}^o I_{3(t)}),\end{aligned}\quad (4.30)$$

$$\begin{aligned}\hat{e}_{(t)} &= -10,44 + 5,78f_1^h + 7,25f_2^h + 5,84f_3^h + 3,18f_4^h - 0,31x_{3(t)} + 1,34I_{1(t)} \\ &\quad + 0,96I_{3(t)}\end{aligned}$$

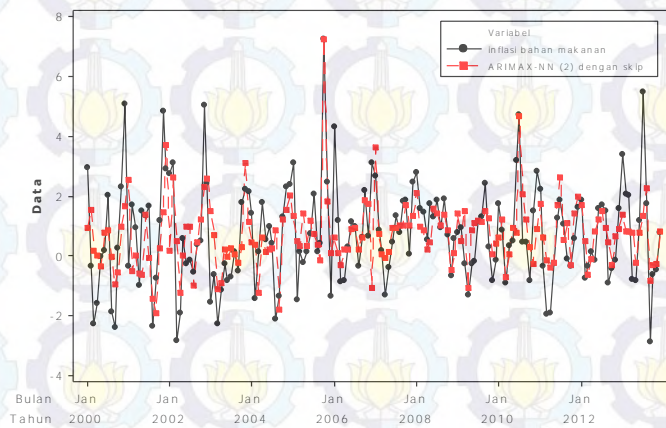
dengan

$$f_1^h(.) = \left(1 + \exp\left(-(-1,28 - 3,41x_{3(t)} + 0,07I_{1(t)} + 0,21I_{3(t)})\right)\right)^{-1}$$

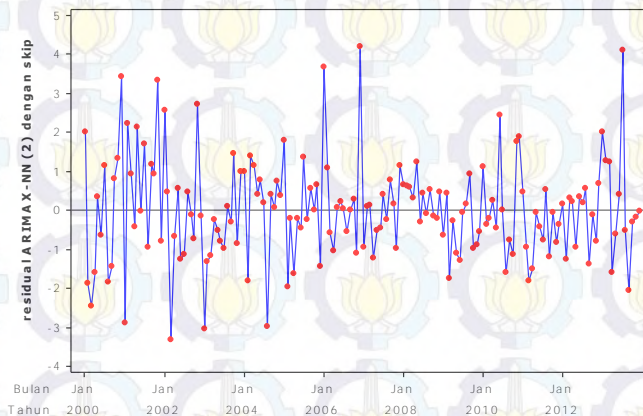
$$f_2^h(.) = \left(1 + \exp\left(-(0,91 - 2,24x_{3(t)} + 0,59I_{1(t)} + 1,45I_{3(t)})\right)\right)^{-1}$$

$$f_3^h(.) = \left(1 + \exp\left(-(-2,07 + 0,19x_{3(t)} + 0,66I_{1(t)} + 0,48I_{3(t)})\right)\right)^{-1}$$

$$f_4^h(.) = \left(1 + \exp\left(-(12,22 + 2,12x_{3(t)} + 0,15I_{1(t)} + 0,23I_{3(t)})\right)\right)^{-1}$$



Gambar 4.65 Plot *Time Series* Inflasi Bahan Makanan dan Hasil Peramalan Inflasi Bahan Makanan dengan ARIMAX-NN Model Kedua Dengan *Skip* Layer pada Data *in-sample*



Gambar 4.66 Plot Residual Hasil Peramalan Inflasi Bahan Makanan dengan ARIMAX-NN Model Kedua Dengan *Skip* Layer pada Data *in-sample*

Hasil peramalan dari model hibrida ARIMAX-NN kedua dengan *skip* layer disajikan pada Gambar 4.65. Untuk lebih jelas melihat seberapa akurat hasil peramalan tersebut, dapat dilihat dari plot residual model tersebut pada Gambar

4.66. Pada gambar tersebut terlihat masih terdapat residual yang bernilai jauh dari nilai 0, yang artinya bahwa model ini belum menggambarkan data inflasi bahan makanan dengan baik. Interval nilai residualnya berada antara -3,33 sampai dengan 4,20. Nilai residual terendah -3,33 terjadi pada bulan Maret 2002, sedangkan nilai residual terbesar terjadi pada bulan Desember 2006.

4.2.6 Pemodelan Hibrida ARIMAX-NN Ketiga

Pada model ketiga faktor eksogen yang terdiri dari persentase perubahan jumlah uang beredar (x_1), persentase perubahan IHSG (x_2) dan persentase perubahan nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika (x_3), serta kejadian intervensi seperti kenaikan BBM Oktober 2005 (I_1), kenaikan BBM Mei 2008 (I_2), kenaikan TDL Juli 2010 (I_3) dan kenaikan TDL Januari 2011 (I_4), dimasukkan kedalam kedua komponen baik komponen linier maupun komponen non linier. Sehingga model linier yang digunakan adalah ARIMAX hasil pada subbab 4.2.2. Selanjutnya residual model ARIMAX ini dimodelkan bersama dengan faktor eksogen dan kejadian intervensi dengan menggunakan FFNN tanpa *skip layer* dan dengan *skip layer*.

Pada model ketiga hibrida ARIMAX-NN ini menggunakan 3 layer. Layer pertama merupakan layer input dengan input sebanyak 4 input yaitu e_{t-12} , x_3 , I_1 dan I_3 . Variabel input yang digunakan pada pemodelan ini adalah variabel yang signifikan pada model ARIMAX pada subbab 4.2.2.

4.2.6.1 Hibrida ARIMAX-NN Ketiga tanpa Skip Layer

Dengan menggunakan proses pemilihan jumlah *neuron* yang sama dengan pemodelan tanpa *skip layer* sebelumnya, maka diperoleh jumlah *neuron* pada *hidden layer* yang paling banyak menghasilkan MdAPE minimum adalah sebanyak 5 *neuron*. Model ini menggunakan fungsi aktivasi sigmoid pada *hidden layer* dan fungsi aktivasi linier pada output layer. Model matematis untuk FFNN 4-5-1 tanpa *skip layer* adalah

$$\hat{e}_t = b^o + \sum_{j=1}^5 [w_j^o f_j^h(b_j^h + w_{1j}^h e_{t-12} + w_{2j}^h x_{3(t)} + w_{3j}^h I_{1(t)} + w_{4j}^h I_{3(t)})], \quad (4.31)$$

$$\hat{e}_t = -6,74 - 3,04f_1^h + 4,56f_2^h + 1,98f_3^h - 3,19f_4^h + 12,75f_5^h$$

dengan

$$f_1^h = \left(1 + \exp\left(-(-2,98 + 15,90e_{t-12} - 25,28x_{3(t)} - 0,20I_{1(t)} - 0,04I_{3(t)})\right)\right)^{-1}$$

$$f_2^h = \left(1 + \exp\left(-(-2,83 - 1,87e_{t-12} + 3,44x_{3(t)} + 0,01I_{1(t)} + 0,01I_{3(t)})\right)\right)^{-1}$$

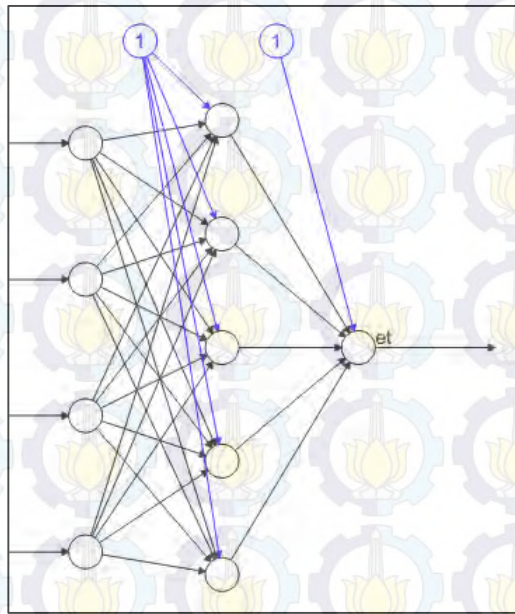
$$f_3^h = \left(1 + \exp\left(-(2,86 + 7,56e_{t-12} + 6,01x_{3(t)} + 8,09I_{1(t)} - 0,28I_{3(t)})\right)\right)^{-1}$$

$$f_4^h = \left(1 + \exp\left(-(-27,13 + 10,21e_{t-12} - 24,66x_{3(t)} - 0,31I_{1(t)} + 0,02I_{3(t)})\right)\right)^{-1}$$

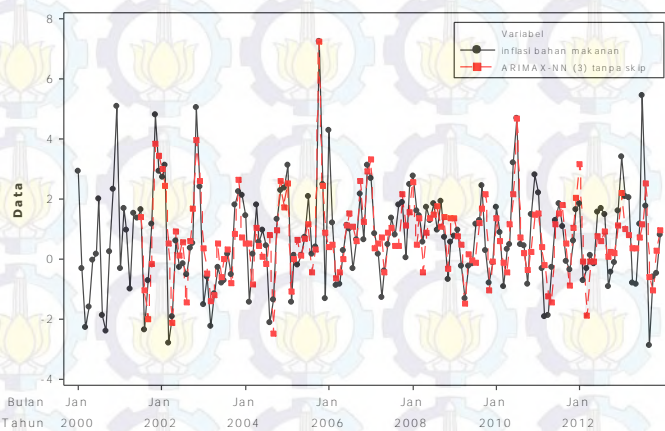
$$f_5^h = \left(1 + \exp\left(-(-0,06 + 0,40e_{t-12} - 1,54x_{3(t)} + 1,67I_{1(t)} - 0,22I_{3(t)})\right)\right)^{-1}$$

Dengan ilustrasi arsitektur NN (4-5-1) seperti pada Gambar 4.67.

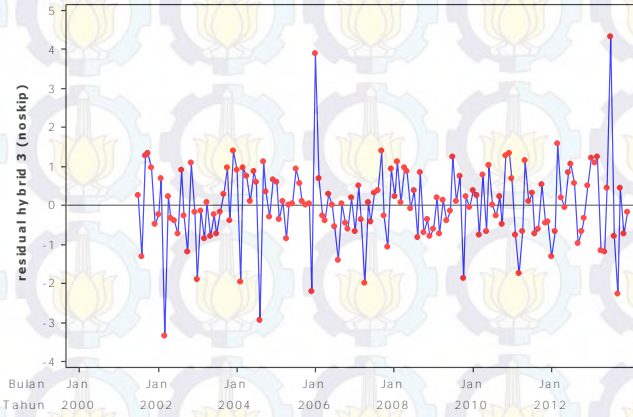
Gambaran hasil peramalan model hibrida ARIMAX-NN ketiga tanpa *skip* layer untuk data inflasi bahan makanan disajikan pada gambar 4.68. Untuk lebih jelas dalam melihat ketepatan peramalan model ini, dapat dilihat pada plot residualnya pada gambar 4.69. Terlihat bahwa residual yang dihasilkan oleh model ini terlihat banyak yang mendekati nilai 0. Ketika nilai residual mendekati 0 berarti bahwa model mampu untuk meramalkan data aktual dengan baik. Walaupun interval nilai residual masih lebar antara -3,33 sampai dengan 4,20. Residual sebesar -3,33 dihasilkan pada saat bulan Maret 2002, sedangkan residual dengan nilai sebesar 4,20 terjadi pada bulan Juli 2013. Seperti penjelasan sebelumnya nilai residual yang tinggi ini disebabkan adanya kejadian kenaikan BBM.



Gambar 4.67 Arsitektur Model NN (1-4-1) Tanpa *Skip* Layer untuk Hibrida ARIMAX-NN Ketiga data Inflasi Bahan Makanan



Gambar 4.68 Plot *Time Series* Inflasi Bahan Makanan dan Hasil Peramalan Inflasi Bahan Makanan dengan ARIMAX-NN Model Ketiga Tanpa *Skip* Layer pada data *in-sample*



Gambar 4.69 Plot Residual Hasil Peramalan Inflasi Bahan Makanan dengan ARIMAX-NN Model Ketiga Tanpa *Skip Layer* pada data *in-sample*

4.2.6.2 Hibrida ARIMAX-NN Ketiga dengan *Skip Layer*

Pada model ini hubungan langsung dari input ke output dimasukkan ke dalam model, sehingga model ini dinamakan model dengan *skip layer*. Dengan menggunakan 10 kali pengulangan diperoleh jumlah *neuron* yang paling sering menghasilkan MdAPE minimum adalah sebanyak 5 *neuron*. Seperti pada model tanpa *skip layer*, model ini menggunakan fungsi aktivasi sigmoid pada *hidden* dan fungsi aktivasi linier pada output. Sehingga persamaan model 4-5-1 adalah dengan *skip layer* adalah sebagai berikut:

$$\hat{e}_t = b^o + \sum_{j=1}^5 [w_j^o f_j^h(b_j^h + w_{1j}^h e_{(t-12)} + w_{2j}^h x_{3(t)} + w_{3j}^h I_{1(t)} + w_{4j}^h I_{3(t)})] + (w_{10}^o e_{(t-12)} + w_{20}^o x_{3(t)} + w_{30}^o I_{1(t)} + w_{40}^o I_{3(t)}), \quad (4.32)$$

$$\hat{e}_t = -11,50 - 1,11f_1^h + 0,94f_2^h + 10,81f_3^h + 9,46f_4^h + 2,12f_5^h + 0,18e_{(t-12)} - 0,01x_{3(t)} + 0,74I_{1(t)} + 0,23I_{3(t)}$$

dengan

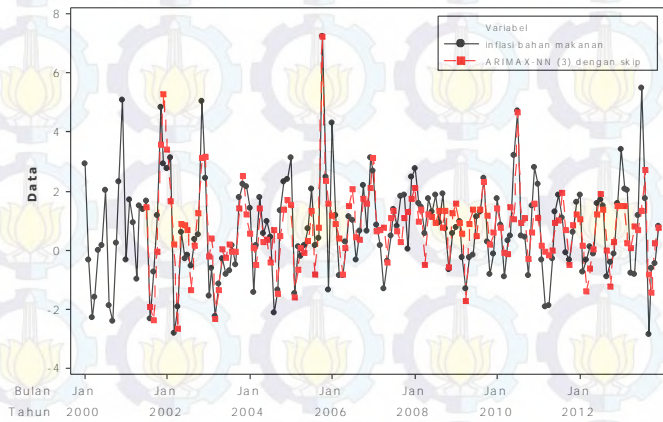
$$f_1^h(.) = \left(1 + \exp\left(-(0,23 - 3,39e_{(t-12)} + 23,55x_{3(t)} + 0,20I_{1(t)} - 0,09I_{3(t)})\right)\right)^{-1}$$

$$f_2^h(.) = \left(1 + \exp\left(-(11,18 + 9,00e_{(t-12)} + 4,37x_{3(t)} - 0,19I_{1(t)} + 0,11I_{3(t)})\right)\right)^{-1}$$

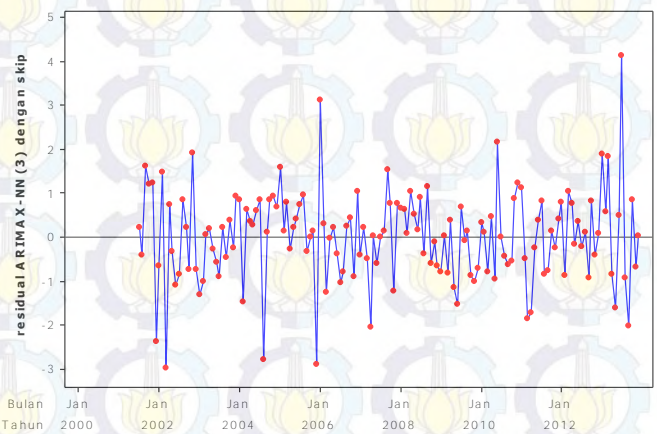
$$f_3^h(.) = \left(1 + \exp\left(-(0,43 + 0,37e_{(t-12)} - 1,12x_{3(t)} + 0,15I_{1(t)} - 0,03I_{3(t)})\right)\right)^{-1}$$

$$f_4^h(.) = \left(1 + \exp\left(-(-0,47 - 1,12e_{(t-12)} + 1,30x_{3(t)} + 0,85I_{1(t)} - 0,24I_{3(t)})\right)\right)^{-1}$$

$$f_5^h(.) = \left(1 + \exp\left(-(-4,65 + 9,16e_{(t-12)} + 15,89x_{3(t)} + 0,21I_{1(t)} - 0,03I_{3(t)})\right)\right)^{-1}$$



Gambar 4.70 Plot *Time Series* Inflasi Bahan Makanan dan Hasil Peramalan Inflasi Bahan Makanan dengan ARIMAX-NN Model Ketiga Dengan *Skip Layer* pada Data *in-sample*



Gambar 4.71 Plot Residual Hasil Peramalan Inflasi Bahan Makanan dengan ARIMAX-NN Model Ketiga Dengan *Skip Layer* pada Data *in-sample*

Hasil peramalan dari model hibrida ARIMAX-NN ketiga dengan *skip layer* disajikan pada Gambar 4.70. Untuk lebih jelas melihat seberapa akurat hasil peramalan tersebut, dapat dilihat dari plot residual model tersebut pada Gambar 4.71. Pada gambar tersebut terlihat bahwa kecenderungan nilai residualnya mendekati 0, namun masih terdapat residual yang bernilai jauh dari nilai 0. Interval nilai residualnya berada antara -2,99 sampai dengan 4,14. Nilai residual terendah -2,99 terjadi pada bulan Maret 2002, sedangkan nilai residual terbesar

terjadi pada bulan Juli 2013. Nilai residual tinggi pada Juli 2013 disebabkan oleh kenaikan BBM.

4.2.7 Perbandingan Model

Tabel 4.61 Perbandingan Model ARIMA, ARIMAX dan Hibrida ARIMAX-NN untuk Data Inflasi Bahan Makanan

Metode	Model	<i>In-sample</i>		<i>Out-sample</i>	
		MdAPE	Ratio terhadap ARIMA	MdAPE	Ratio terhadap ARIMA
ARIMA	$(0,0,1)(0,0,2)^{12}$	0,68023	1,00	1,10436	1,00
ARIMAX	$(0,0,1)(1,0,0)^{12}+X$	0,80375	1,18	1,30886	1,19
ARIMAX-NN Model Pertama	$(0,0,1)(1,0,0)^{12}+X$				
- tanpa <i>skip</i> layer	1-4-1	0,68503	1,01	1,11607	1,01
- dengan <i>skip</i> layer	1-5-1	0,66205	0,97	1,10755	1,00
ARIMAX-NN Model Kedua	$(0,0,1)(0,0,2)^{12}$				
- tanpa <i>skip</i> layer	3-3-1	0,68211	1,00	1,39377	1,26
- dengan <i>skip</i> layer	3-4-1	0,66930	0,98	1,44817	1,31
ARIMAX-NN Model Ketiga	$(0,0,1)(1,0,0)^{12}+X$				
- tanpa <i>skip</i> layer	4-5-1	0,55812	0,82	1,14374	1,04
- dengan <i>skip</i> layer	4-5-1	0,62138	0,91	0,91389	0,83

Dari Tabel 4.61 dapat dilihat bahwa untuk data inflasi bahan makanan pada peramalan data *in-sample* hanya tiga metode yang lebih baik dibanding dengan ARIMA yang sederhana. Salah satu penyebabnya adalah data inflasi bahan makanan menurut uji terasvirta tidak mengandung hubungan non linier, sehingga metode ARIMA masih cukup baik untuk digunakan dalam peramalan inflasi bahan makanan. Ketika digunakan untuk meramalkan data *out-sample* hanya metode hibrida ARIMAX-NN ketiga dengan *skip* layer yang memiliki nilai MdAPE lebih kecil dibandingkan dengan ARIMA.

Model terbaik untuk peramalan inflasi bahan makanan ini adalah model hibrida ARIMAX-NN model ketiga dengan *skip* layer, karena memberikan nilai

MdAPE paling kecil diantara metode yang lain. Metode ARIMAX-NN model ketiga yaitu metode ARIMAX dengan $(0,0,1)(1,0,0)^{12}$, dilanjutkan dengan memodelkan residual ARIMAX bersama variabel persentase perubahan nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika, serta kejadian kenaikan BBM Oktober 2005 dan kenaikan TDL 2010 menggunakan metode FFNN. Persamaan model tersebut terdiri dari persamaan model ARIMAX seperti pada persamaan 4.26, sebagai berikut:

$$y_t = 0,76 - 0,09x_{3,t-6} + 4,85I_{1,t} + 2,30I_{3,t} + \frac{(1 + 0,37B)}{(1 - 0,48B^{12})} e_t$$

Selanjutnya residual persamaan ini dimodelkan dengan menggunakan metode NN dengan *skip* layer seperti pada persamaan 4.32, sebagai berikut:

$$\hat{e}_{(t)} = -11,50 - 1,11f_1^h + 0,94f_2^h + 10,81f_3^h + 9,46f_4^h + 2,12f_5^h \\ + 0,18e_{(t-12)} - 0,01x_{3(t)} + 0,74I_{1(t)} + 0,23I_{3(t)}$$

dengan

$$f_1^h(.) = \left(1 + \exp\left(-(0,23 - 3,39e_{(t-12)} + 23,55x_{3(t)} + 0,20I_{1(t)} - 0,09I_{3(t)}))\right)\right)^{-1}$$

$$f_2^h(.) = \left(1 + \exp\left(-(11,18 + 9,00e_{(t-12)} + 4,37x_{3(t)} - 0,19I_{1(t)} + 0,11I_{3(t)}))\right)\right)^{-1}$$

$$f_3^h(.) = \left(1 + \exp\left(-(0,43 + 0,37e_{(t-12)} - 1,12x_{3(t)} + 0,15I_{1(t)} - 0,03I_{3(t)}))\right)\right)^{-1}$$

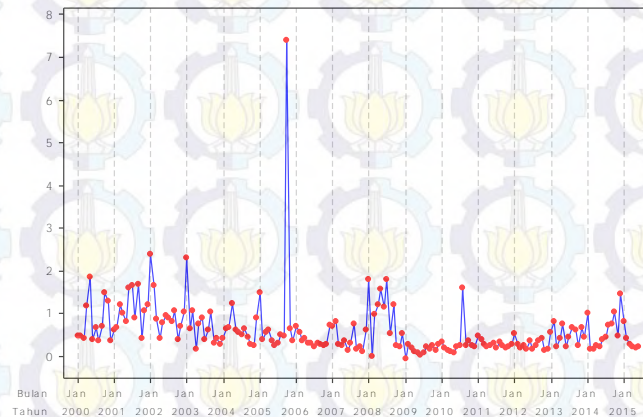
$$f_4^h(.) = \left(1 + \exp\left(-(-0,47 - 1,12e_{(t-12)} + 1,30x_{3(t)} + 0,85I_{1(t)} - 0,24I_{3(t)}))\right)\right)^{-1}$$

$$f_5^h(.) = \left(1 + \exp\left(-(-4,65 + 9,16e_{(t-12)} + 15,89x_{3(t)} + 0,21I_{1(t)} - 0,03I_{3(t)}))\right)\right)^{-1}$$

Dari persamaan tersebut dapat disimpulkan bahwa variabel yang berpengaruh terhadap inflasi bahan makanan adalah variabel persentase perubahan nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika. Inflasi bahan makanan saat ini dipengaruhi oleh persentase perubahan nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika pada 6 periode yang lalu. Selain variabel tersebut, kejadian intervensi kenaikan BBM Oktober 2005 dan kenaikan TDL Juli 2010 juga memberikan pengaruh terhadap inflasi bahan makanan. Pengaruh kedua kejadian intervensi tersebut berlangsung pada saat itu juga.

4.3 Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar

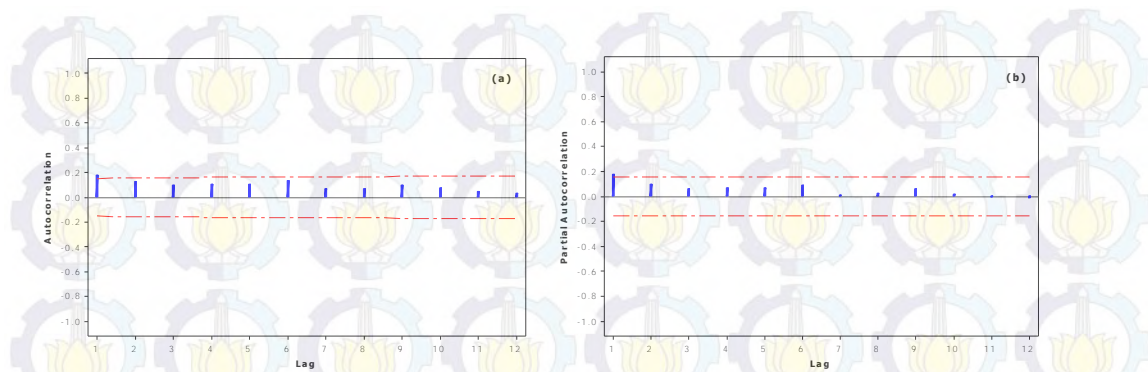
4.3.1 Pemodelan ARIMA Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar



Gambar 4.72 Plot *Time Series* Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar di Indonesia Januari 2000-Juni 2015

Data inflasi perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar Januari 2000 sampai dengan Juni 2015 ditunjukkan pada Gambar 4.72. Nilai inflasi perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar di Indonesia cenderung berfluktuasi dengan nilai inflasi tertinggi 7,40 persen terdapat pada bulan Oktober 2005 nilai terendah sebesar -0,06 persen berada pada bulan Januari 2009. Dari plot data inflasi tersebut juga terlihat banyaknya outlier pada data. Pada penelitian ini periode Januari 2000 – Desember 2013 digunakan sebagai data *in-sample*, sedangkan Januari 2014 – Juni 2015 digunakan sebagai data *out-sample*.

Tahap awal dari pemodelan ARIMA adalah stasioneritas data. Berdasarkan pada plot *time series*, data inflasi perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar cenderung stasioner dengan banyak outlier. Stasioneritas data inflasi perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar pada rata-rata dapat dilihat melalui plot ACF dan PACF seperti terlihat pada Gambar 4.73. Pada plot ACF dan PCF tersebut terlihat pola *cut off* pada lag 1 untuk kedua plot tersebut. Hal ini menunjukkan bahwa data inflasi perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar telah stasioner pada rata-rata, sehingga tidak diperlukan *differencing*.



Gambar 4.73 Plot ACF (a) dan PACF (b) data inflasi perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar

Identifikasi model ARIMA ditentukan dari pola plot ACF dan PACF pada data inflasi perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar yang telah stasioner. Dari pola plot ACF yang terbentuk hanya lag 1 yang signifikan, demikian pula pada pola plot PACF hanya lag 1 yang signifikan. Berdasarkan hal tersebut, dugaan model ARIMA yang mungkin terbentuk adalah ARIMA (1,0,0) dan ARIMA (0,0,1).

Tabel 4.62 Pendugaan Parameter Model ARIMA Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar

Model ARIMA	Parameter	Estimasi	S.E	t _{hitung}	p-value
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
(1,0,0)	θ_0	0,61411	0,06466	9,50	< 0,0001
	ϕ_1	0,17869	0,07636	2,34	0,0193
(0,0,1)	θ_0	0,61556	0,06164	9,99	< 0,0001
	θ_1	-0,15021	0,07700	-1,95	0,0511

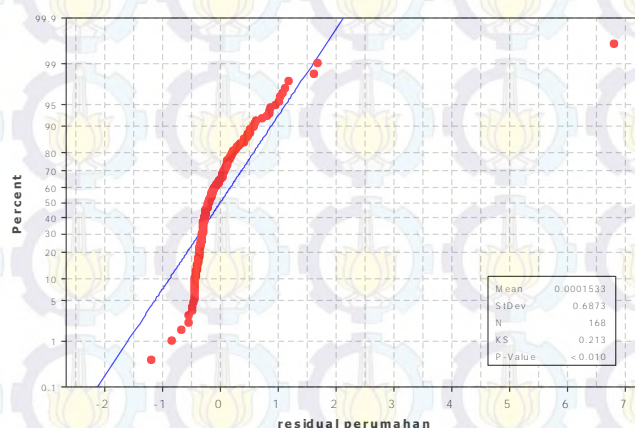
Dari dugaan model yang ada selanjutnya dilakukan uji signifikansi parameter. Model ARIMA (1,0,0) dan ARIMA (0,0,1) akan dibandingkan hasil uji signifikansi parameternya. Berdasarkan hasil uji signifikansi pada Tabel 4.62 dapat terlihat bahwa parameter untuk model ARIMA (1,0,0) memenuhi uji signifikansi parameter (nilai $p\text{-value} < 0,05$), sedangkan untuk model ARIMA (0,0,1) salah satu parameternya tidak signifikan karena nilai $p\text{-value}$ lebih dari

0,05. Sehingga model ARIMA (1,0,0) lebih baik dibandingkan model ARIMA (0,0,1).

Untuk menentukan kelayakan model ARIMA (1,0,0) dilakukan cek diagnosa residual untuk menguji bersifat *white noise* atau tidak. Berdasarkan tabel 4.63, uji residual ARIMA (1,0,0) telah memenuhi asumsi *white noise* karena nilai *p-value* pada masing-masing lag lebih dari 0,05. Sehingga dapat disimpulkan bahwa ARIMA (1,0,0) merupakan model yang sesuai.

Tabel 4.63 Uji Residual Model ARIMA (1,0,0) Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar

Model	Lag	Chi-square	df	p-value	Keterangan
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
ARIMA (0,0,1)	6	5,87	5	0,3190	<i>White noise</i>
	12	8,39	11	0,6781	
	18	13,06	17	0,7320	
	24	13,61	23	0,9376	
	30	19,39	29	0,9109	



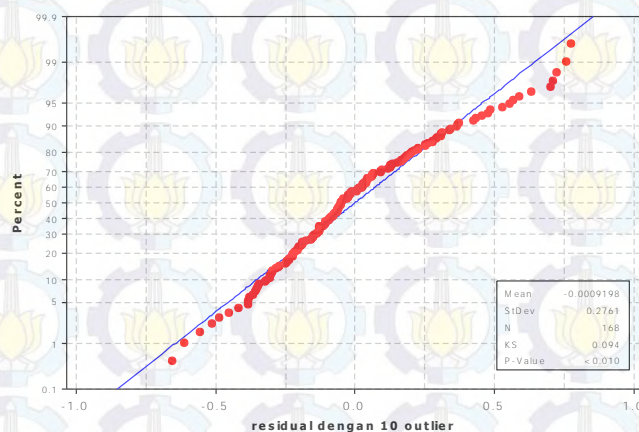
Gambar 4.74 Plot normalitas residual ARIMA (1,0,0) data inflasi perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar

Selain pengujian *white noise*, dilakukan pengujian asumsi kenormalan untuk residual dari model ARIMA (1,0,0). Uji kenormalan menggunakan Uji Kolmogorov-Smirnov. Pada gambar 4.74 memperlihatkan secara visual bahwa residual pada model tidak berdistribusi normal. Hal tersebut juga diperkuat dengan *p-value* dari uji Kolmogorov-Smirnov yang bernilai sangat kecil, lebih

kecil dari 0,01. Sehingga asumsi kenormalan untuk ARIMA (1,0,0) tidak terpenuhi. Hal ini disebabkan adanya outlier. Selanjutnya dilakukan deteksi outlier pada plot data inflasi perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar.

Berdasarkan proses pendeteksian outlier pada data inflasi perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar Januari 2000 sampai dengan Desember 2013, diperoleh kemungkinan outlier berdasarkan tipe dan waktu terjadinya. Outlier-outlier tersebut antara lain terjadi pada observasi ke-70 (Oktober 2005), observasi ke-37 (Januari 2003), observasi ke-25 (Januari 2002), observasi ke-128 (bulan Agustus 2010), observasi ke-97 (Januari 2008), observasi ke 103 (Juli 2008), observasi ke-5 (Mei 2000), observasi ke-18 (Juni 2001), observasi ke-19 (Juli 2001), observasi ke-101 (Mei 2008) dan observasi ke-20 (Agustus 2001).

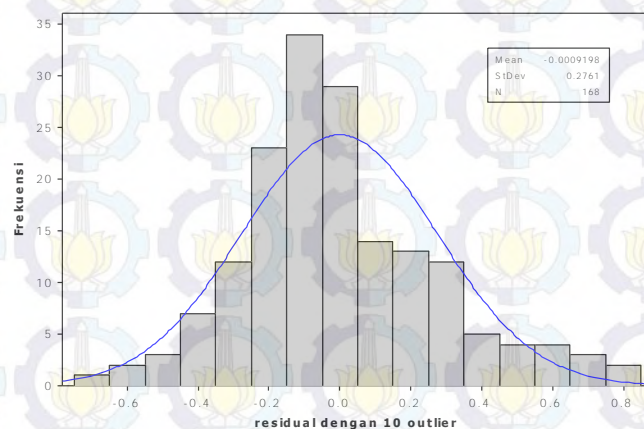
Setelah outlier-outlier tersebut dimasukkan ke dalam model dan dilakukan pengujian asumsi normalitas dengan menggunakan uji *Kolmogorov-smirnov*. Berdasarkan pada Gambar 4.75, terlihat bahwa residual dengan menambahkan sepuluh outlier tersebut masih belum memenuhi asumsi kenormalan. Nilai *p-value* masih lebih kecil dari 0,010, yang artinya bahwa asumsi kenormalan belum terpenuhi.



Gambar 4.75 Plot normalitas residual ARIMA (1,0,0) dengan deteksi outlier data inflasi perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar

Residual ARIMA (1,0,0) dengan deteksi outlier ini memiliki nilai *skewness* sebesar 0,59 dan nilai *kurtosis* 0,47. Nilai *skewness* menunjukkan kemencengan dari distribusi data residual ARIMA (1,0,0) dengan deteksi outlier. Nilai *skewness* yang bernilai positif menunjukkan bahwa distribusi dari residual

ARIMA (1,0,0) dengan deteksi outlier memiliki kemencengan ke kanan. Nilai *kurtosis* menunjukkan keruncingan dari distribusi data residual ARIMA (1,0,0) dengan deteksi outlier. Nilai *kurtosis* yang bernilai positif berarti bahwa kurva dari residual ARIMA (1,0,0) dengan deteksi outlier lebih runcing dibandingkan kurva normal. Ini dapat terlihat dari Gambar 4.76.



Gambar 4.76 Histogram residual ARIMA (1,0,0) dengan deteksi outlier data inflasi perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar

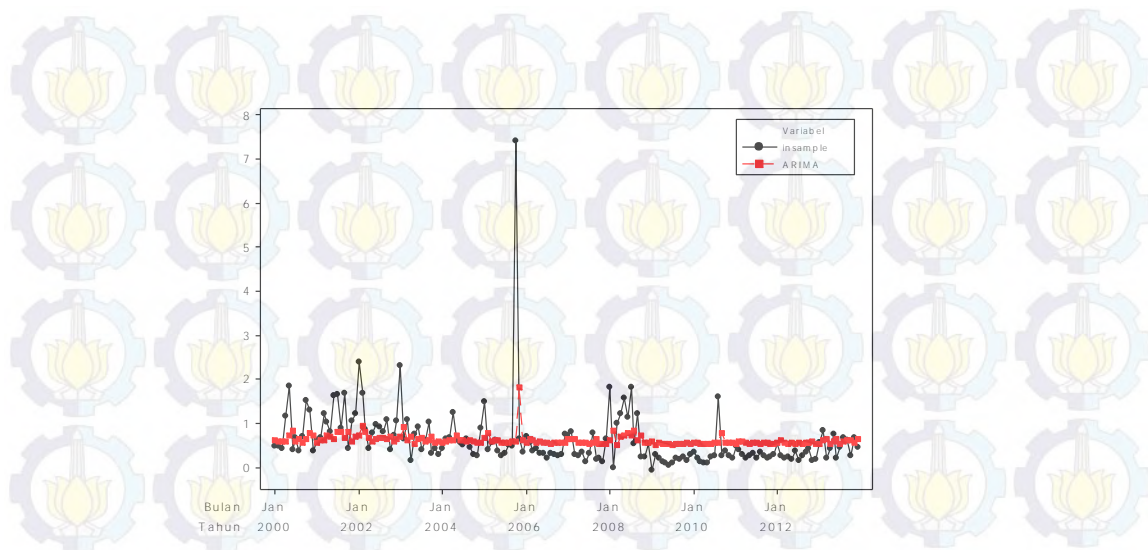
Residual ARIMA (1,0,0) tidak memenuhi asumsi kenormalan meskipun telah dilakukan deteksi outlier. Hal ini dikarenakan kurva untuk residual ARIMA (1,0,0) dengan deteksi outlier masih menceng ke kanan. Kemencengan ini disebabkan adanya outlier yang belum masuk ke dalam model.

Meskipun model ARIMA (1,0,0) belum memenuhi asumsi kenormalan, namun model ini tetap dimodelkan untuk dilanjutkan dengan menggunakan NN. Hal ini memperkuat diperlukannya pemodelan lanjutan untuk residual dari ARIMA (1,0,0). Persamaan model ARIMA (1,0,0) adalah sebagai berikut:

$$y_t = \theta_0 + \frac{1}{(1 - \phi_1 B)} a_t$$

$$y_t = 0,61 + \frac{1}{(1 - 0,18B)} a_t, \quad (4.33)$$

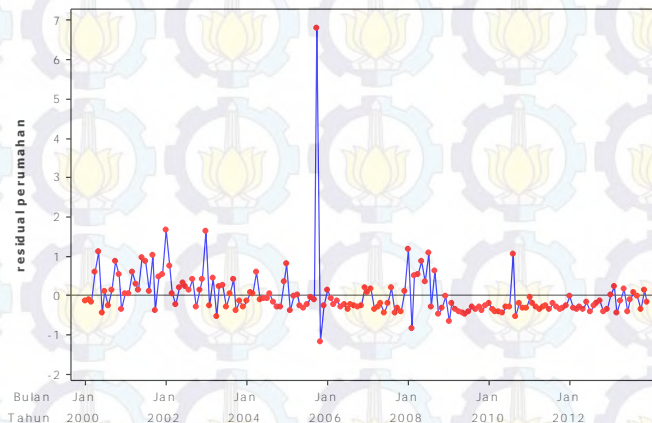
Sehingga data inflasi perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar saat ini berkaitan dengan data inflasi perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar itu sendiri pada bulan yang lalu.



Gambar 4.77 Plot Data Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar dan Hasil Ramalan Model ARIMA (1,0,0)

Hasil peramalan data inflasi perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar dengan ARIMA (1,0,0) pada data *in-sampel* digambarkan oleh Gambar 4.77. Pada gambar tersebut terlihat hasil ramalan dengan menggunakan ARIMA (1,0,0) masih tidak sesuai dengan data inflasi perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar. Residual model ARIMA ini nantinya akan dimodelkan bersama dengan faktor eksogen dan kejadian intervensi menggunakan FFNN untuk mendapatkan model kedua hibrida ARIMAX-NN. Selanjutnya akan dibandingkan dengan model ARIMAX-NN yang lain dan juga model FFNN dengan *skip* layer dan tanpa *skip* layer.

Pada Gambar 4.78 terlihat bahwa plot residual model ARIMA (1,0,0) masih banyak nilai dari residual yang cukup tinggi, ini menunjukkan hasil peramalan dengan ARIMA (1,0,0) masih belum sesuai dengan kondisi data inflasi perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar sebenarnya. Hal ini dimungkinkan masih adanya faktor lain ataupun kejadian-kejadian yang mempengaruhi inflasi perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar yang belum terjelaskan pada model ARIMA (1,0,0).



Gambar 4.78 Plot Residual Hasil Ramalan Model ARIMA (1,0,0)

4.3.2 Pemodelan ARIMAX

Pada tahap ini akan dilakukan pemodelan data inflasi perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar dengan menggunakan metode ARIMAX, yang terdiri dari model fungsi transfer multi input dan model intervensi. Dalam model fungsi transfer multi input digunakan variabel persentase perubahan jumlah uang beredar (x_1), persentase perubahan IHSG (x_2) dan persentase perubahan nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika (x_3) sebagai variabel input. Sedangkan kenaikan BBM Oktober 2005 (I_1), kenaikan BBM Mei 2008 (I_2), kenaikan TDL Juli 2010 (I_3) dan kenaikan BBM Juni 2013 (I_4) digunakan sebagai faktor intervensi dalam model intervensi.

4.3.2.1 Fungsi Transfer Multi Input

Pada pembentukan fungsi transfer multi input, variabel input yang digunakan antara lain perubahan jumlah uang beredar (x_1), persentase perubahan IHSG (x_2) dan persentase perubahan nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika (x_3). Tahap awal dari pembentukan fungsi transfer multi input adalah proses *prewhitening* deret input. Proses *prewhitening* adalah pembentukan deret data yang *white noise* melalui pemodelan *time series* ARIMA. Proses ini telah dilakukan pada subbab 4.1.2.1. Diperoleh model ARIMA untuk persentase perubahan jumlah uang beredar adalah ARIMA $([9],0,0)(0,1,1)^{12}$, sehingga pada persamaan 4.2 diperoleh deret input persentase perubahan jumlah uang beredar yang telah di-*prewhitening* adalah:

$$\alpha_{1t} = \frac{(1 - 0,25B^9)(1 - B^{12})}{(1 - 0,81B^{12})} x_{1t}$$

Prewhitening deret output (inflasi perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar) mengikuti *prewhitening* deret input. Sehingga deret output yang telah di-*prewhitening* dengan input persentase perubahan jumlah uang beredar adalah:

$$\beta_t = \frac{(1 - 0,25B^9)(1 - B^{12})}{(1 - 0,81B^{12})} y_t$$

Untuk deret input persentase perubahan IHSG diperoleh ARIMA (0,0,1) dengan persamaan ARIMA seperti pada persamaan 4.4, sebagai berikut:

$$\alpha_{2t} = \frac{x_{2t} - 1,33}{(1 + 0,47B)}$$

Dari deret input tersebut diperoleh deret output (inflasi perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar) yang telah di-*prewhitening* dengan input persentase perubahan IHSG seperti pada persamaan 4.5 adalah:

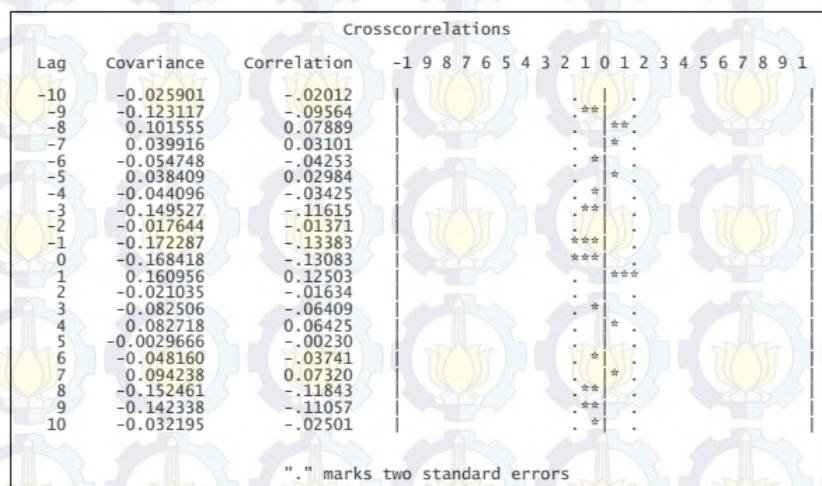
$$\beta_t = \frac{y_t - 1,33}{(1 + 0,47B)}$$

Sedangkan untuk deret input persentase perubahan nilai tukar rupiah merupakan model *white noise*, ARIMA (0,0,0).

Setelah diperoleh deret input dan deret output yang telah *prewhitening* untuk masing-masing input, selanjutnya dilakukan identifikasi model dugaan awal fungsi transfer. Identifikasi ini didasarkan pada nilai korelasi silang antara masing-masing deret input dan deret output yang telah di-*prewhitening*. Dari hasil korelasi silang diharapkan akan memperoleh dugaan kapan dan berapa lama deret input mempengaruhi deret output. Dugaan ini yang digunakan untuk penentuan nilai (b, r, s).

Berdasarkan hasil korelasi silang antara inflasi perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar dan persentase perubahan jumlah uang beredar seperti pada Gambar 4.79 terlihat bahwa korelasi silang signifikan pada lag 0 dan 1. Sehingga dilakukan pendugaan nilai $b=1$, $r=0$ dan $s=0$ untuk model awal fungsi transfer persentase perubahan jumlah uang beredar. Hasil estimasi parameter model awal fungsi transfer inflasi perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar dan persentase perubahan jumlah uang yang beredar disajikan pada Tabel 4.64. Tabel tersebut

menunjukkan bahwa model fungsi transfer tersebut belum memenuhi uji signifikansi parameter, karena parameter untuk persentase perubahan jumlah uang beredar bernilai lebih besar dari 0,05.



Gambar 4.79 Plot *Crosscorrelation* antara Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar dan Persentase Perubahan Jumlah Uang Beredar

Pengujian residual model dugaan awal persentase perubahan jumlah uang beredar terhadap inflasi perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar disajikan pada tabel 4.65, menunjukkan bahwa model fungsi transfer telah memenuhi asumsi *white noise*. Hal ini dapat dilihat dari nilai *p-value* di semua lag yang lebih besar dari 0,05.

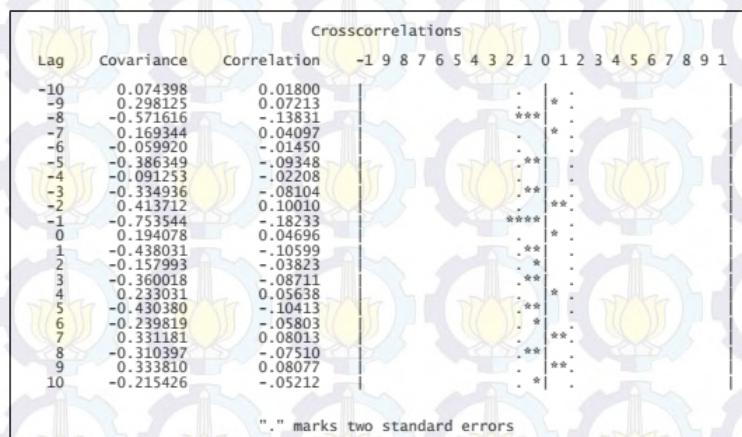
Tabel 4.64 Uji Signifikansi Parameter Model Awal Fungsi Transfer Persentase Perubahan Jumlah Uang yang Beredar terhadap Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar

Parameter	Estimasi	S.E	t _{hitung}	p-value
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
θ_0	0,60079	0,06852	8,77	< 0,0001
ϕ_1	0,18272	0,07973	2,29	0,0219
ω_0	0,06484	0,03549	1,83	0,0677

Tabel 4.65 Uji Residual Model Awal Fungsi Transfer Persentase Perubahan Jumlah Uang Beredar terhadap Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar

Lag	Chi-square	df	p-value
(1)	(2)	(3)	(4)
6	5,94	5	0,3124
12	8,67	11	0,6528
18	11,10	17	0,8515
24	12,03	23	0,9700
30	15,98	29	0,9758

Mengingat pembentukan model fungsi transfer untuk inflasi perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar menggunakan multi input, maka penentuan model dugaan awal untuk masing-masing input akan ditentukan setelah semua input dimasukkan dalam pembentukan fungsi transfer. Demikian pula komponen residual akan dimodelkan setelah semua input dimasukkan dalam pembentukan fungsi transfer. Selanjutnya akan dilakukan pembentukan fungsi transfer untuk input yang lain, yaitu persentase perubahan IHSG dan persentase perubahan nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika.

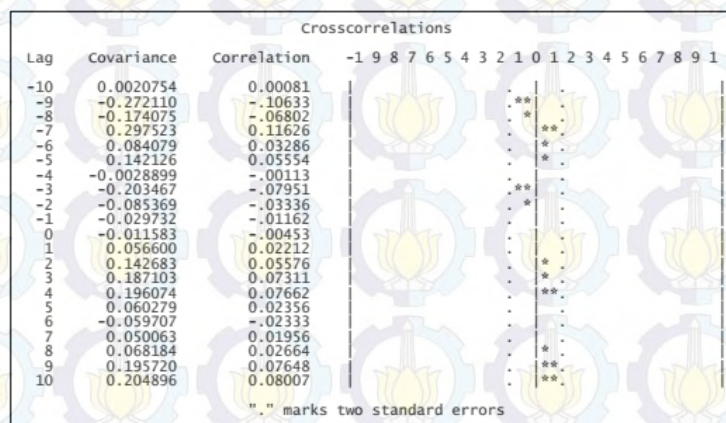


Gambar 4.80 Plot *Crosscorrelation* antara Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar dan Persentase Perubahan IHSG

Hasil korelasi silang antara inflasi perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar dan persentase perubahan IHSG pada Gambar 4.80, menunjukkan tidak terdapat lag yang signifikan. Sehingga dapat disimpulkan bahwa tidak terdapat

korelasi antara inflasi perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar dan persentase perubahan IHSG. Dalam pembentukan fungsi transfer jika tidak terdapat lag yang signifikan pada korelasi silang, maka tidak dapat diduga nilai b , r , s .

Hasil korelasi silang antara inflasi perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar dan persentase perubahan nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika pada Gambar 4.81, menunjukkan tidak terdapat lag yang signifikan. Sehingga dapat disimpulkan bahwa tidak terdapat korelasi antara inflasi perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar dan persentase perubahan IHSG. Dalam pembentukan fungsi transfer jika tidak terdapat lag yang signifikan pada korelasi silang, maka tidak dapat diduga nilai b , r , s .



Gambar 4.81 Plot *Crosscorrelation* antara Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar dan Persentase perubahan Nilai Tukar Rupiah terhadap Dolar Amerika

Setelah diperoleh model awal fungsi transfer *single* input untuk masing-masing input terhadap inflasi perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar, persentase perubahan jumlah uang yang beredar dengan orde ($b=1$, $r=0$, $s=0$). Sedangkan untuk persentase perubahan IHSG dan persentase perubahan nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika tidak memiliki korelasi dengan inflasi perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar. Sehingga untuk model fungsi transfer digunakan model fungsi transfer persentase perubahan jumlah uang beredar terhadap inflasi bahan makanan. Dengan hasil estimasi parameter seperti pada Tabel 4.64 dan uji *white noise* residual seperti pada Tabel 4.65. Hasil korelasi silang residual dengan deret input persentase perubahan jumlah uang beredar

memiliki nilai $> 0,05$ pada semua lag (tabel 4.66). Hal ini menunjukkan bahwa antara deret *noise* dan deret input (persentase jumlah uang beredar) telah independen.

Tabel 4.66 Korelasi Silang Residual Model Fungsi Transfer Multi Input dengan Input Persentase Perubahan Jumlah Uang Beredar

Lag	Chi-square	df	p-value
(1)	(2)	(3)	(4)
5	1,62	6	0,9508
11	7,01	12	0,8571
17	10,55	18	0,9123
23	17,28	24	0,8366
29	17,77	30	0,9621

Persamaan model awal fungsi transfer sebagai berikut:

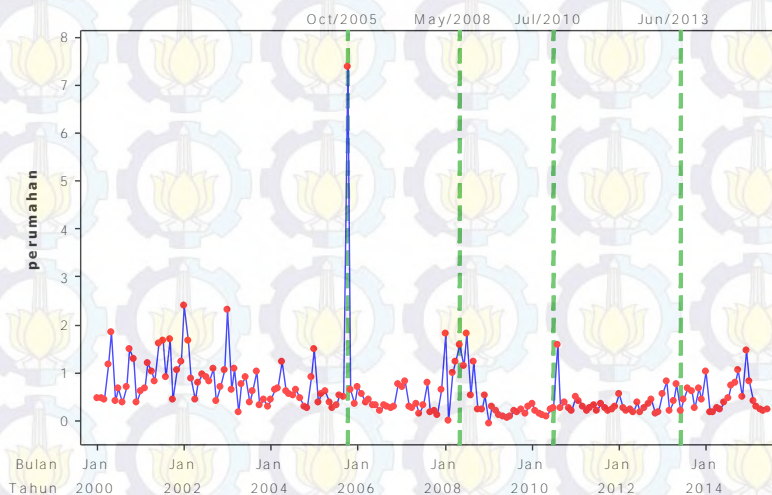
$$y_t = 0,60 + 0,06x_{1t-1} + \frac{1}{(1 - 0,18B)} e_t, \quad (4.34)$$

Model tersebut menunjukkan bahwa persentase perubahan jumlah uang beredar saat ini mempengaruhi inflasi perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar pada periode selanjutnya. Dan selain persentase perubahan jumlah uang beredar, inflasi perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar ini berhubungan dengan inflasi itu sendiri periode sebelumnya. Pembentukan model fungsi transfer untuk inflasi perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar ini masih akan digabungkan dengan model intervensi dalam pembentukan model ARIMAX, maka komponen residual akan dimodelkan setelah penggabungan fungsi transfer multi input dan model intervensi.

4.3.2.2 Model Intervensi

Pada tahap ini akan dilakukan pemodelan intervensi terhadap inflasi perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar. Kejadian-kejadian yang akan digunakan sebagai faktor intervensi antara lain kenaikan BBM Oktober 2005 (I_1), kenaikan BBM Mei 2008 (I_2), kenaikan TDL Juli 2010 (I_3) dan kenaikan BBM Juni 2013 (I_4). Langkah awal dalam model intervensi adalah menentukan jenis

intervensi *pulse* atau *step* dari masing-masing faktor intervensi dari plot data inflasi perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar.

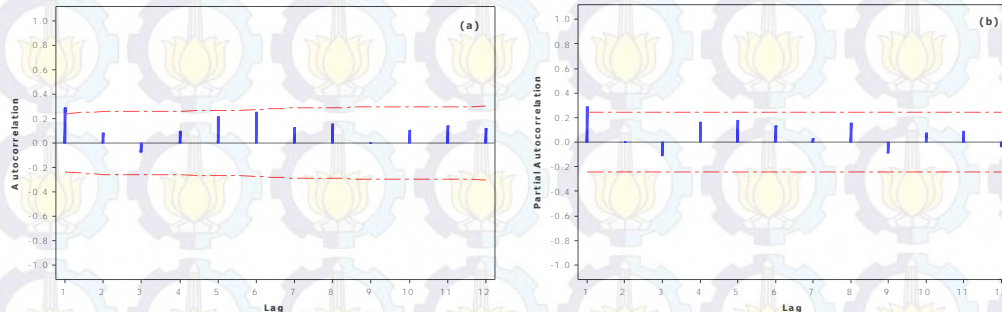


Gambar 4.82 Plot *Time Series* Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar dan Faktor Intervensi

Berdasarkan plot *time series* dari inflasi perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar pada Gambar 4.82, terlihat bahwa masing-masing faktor intervensi memberikan efek *pulse*, yaitu efek yang ditimbulkan dari kejadian tersebut akan kembali ke kondisi awal. Terlihat bahwa pada kejadian kenaikan BBM Oktober 2005 efek yang ditimbulkan hanya terjadi pada bulan tersebut dan langsung kembali ke kondisi semula pada bulan berikutnya. Sedangkan untuk kenaikan BBM Mei 2008, terdapat jeda dari efek kejadian tersebut. Pada dua bulan berikutnya baru terjadi kenaikan tingkat inflasi, namun pada dua periode selanjutnya kembali ke kondisi semula. Kenaikan TDL Juli 2010 memberi efek pada bulan berikutnya, dan kembali ke kondisi awal pada periode selanjutnya. Terakhir kenaikan BBM Juni 2013, dampak kenaikan BBM pada bulan Juni 2013 terlihat terlalu signifikan terjadi peningkatan pada bulan berikutnya dan pada tiga bulan berikutnya kembali ke kondisi semula.

Tahapan awal dari model intervensi adalah melakukan pemodelan ARIMA untuk data sebelum adanya intervensi pertama yaitu Januari 2000 sampai dengan September 2005. Tahapan ARIMA ini antara lain identifikasi dugaan model sementara, estimasi parameter dan cek diagnosa. Sebagai langkah awal pemodelan

ARIMA yaitu pengecekan stasioneritas data dalam rata-rata melalui plot ACF dan PACF seperti pada Gambar 4.83.



Gambar 4.83 Plot ACF (a) dan PACF (b) Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar sebelum Intervensi Kenaikan BBM Oktober 2005

Berdasarkan pada plot ACF dan PACF mengindikasikan data telah stasioner dalam rata-rata, terlihat dari pola *cut off* pada kedua pola plot ACF dan PACF. Selanjutnya dilakukan identifikasi model melalui plot ACF dan PACF yang telah stasioner pada rata-rata. Dugaan model yang mungkin terbentuk adalah ARIMA (1,0,0).

Tabel 4.67 Uji Signifikansi Parameter Model Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar Sebelum Intervensi Pertama ARIMA(1,0,0)

Parameter	Estimasi	S.E	t_{hitung}	p-value
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
θ_0	0,80079	0,07898	10,14	< 0,0001
ϕ_1	0,28926	0,11714	2,47	0,0135

Setelah diperoleh dugaan model sementara, maka dilakukan pendugaan dan pengujian parameter model ARIMA (1,0,0) untuk data inflasi perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar seperti pada Tabel 4.67. Dari hasil uji signifikansi, terlihat bahwa model tersebut telah memiliki parameter yang signifikan. Hal ini disimpulkan dari nilai p-value yang lebih kecil dari 0,05.

Tabel 4.68 Uji Residual Model Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar Sebelum Intervensi Pertama ARIMA (1,0,0)

Lag	Chi-square	df	p-value
(1)	(2)	(3)	(4)
6	6,55	5	0,2560
12	11,33	11	0,4158
18	21,44	17	0,2074
24	25,31	23	0,3347

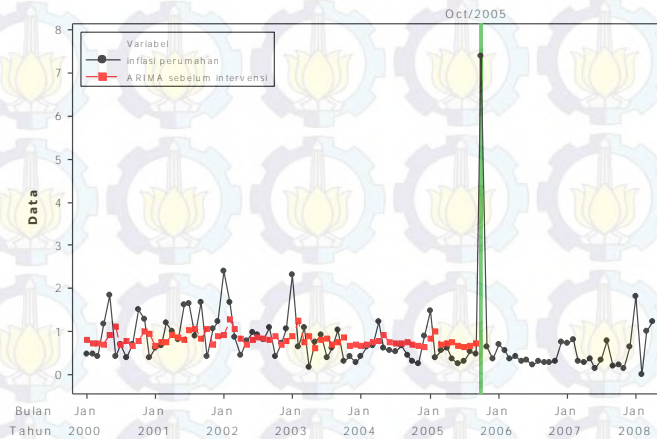
Tahap selanjutnya adalah pengujian asumsi *white noise* dari residual model. Berdasarkan hasil pada Tabel 4.68, dapat dilihat bahwa nilai *p-value* dari lag 6 sampai lag 24 bernilai lebih dari 0,05, sehingga dapat diambil kesimpulan bahwa residual model ARIMA (1,0,0) sudah memenuhi asumsi *white noise*. Selain pengujian *white noise* juga dilakukan pengujian asumsi kenormalan. Uji kenormalan ini menggunakan uji Kolmogorov-smirnov. Hipotesis nul yang digunakan adalah residual model berdistribusi normal melawan hipotesis alternatif residual model tidak berdistribusi normal. Hasil pengujian kenormalan residual dengan tingkat signifikansi 5% memberikan nilai statistik uji D sebesar 0,109674 dengan nilai *p-value* 0,0391. Dengan demikian dapat disimpulkan bahwa residual model belum memenuhi asumsi *white noise* dan kenormalan. Namun model ini masih dilanjutkan dengan pemodelan intervensi, sehingga pengujian asumsi kenormalan ini akan dilakukan lagi setelah seluruh intervensi dimasukkan ke dalam model.

Dari tahapan pembentukan model ARIMA di atas, dapat disimpulkan model inflasi perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar sebelum intervensi pertama adalah ARIMA (1,0,0) dengan persamaan sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
 (1 - 0,29B)y_t &= 0,80 + a_t \\
 y_t - 0,29y_{t-1} &= 0,80 + a_t \\
 y_t &= 0,80 + 0,29y_{t-1} + a_t,
 \end{aligned} \tag{4.35}$$

Setelah mendapatkan model ARIMA sebelum intervensi pertama, maka langkah selanjutnya adalah analisis data inflasi perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar setelah adanya intervensi pertama, yaitu kenaikan BBM Oktober 2005 atau sejak $T=70$. Langkah awal adalah penentuan orde dari model intervensi

pertama dengan melihat plot data inflasi perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar pada Gambar 4.84.



Gambar 4.84 Plot Data Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar dan Data Hasil Peramalan ARIMA (1,0,0)

Dari Gambar 4.84 terlihat adanya kenaikan tingkat inflasi pada saat terjadinya kenaikan BBM pada Oktober 2005. Terlihat bahwa kenaikan BBM Oktober 2005 berpengaruh langsung terhadap inflasi perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar pada bulan itu juga. Dampak kenaikan BBM bulan ini tidak berlangsung lama, terlihat pada bulan berikutnya November 2005 inflasi perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar kembali ke kondisi awal seperti sebelum terjadi kenaikan harga BBM. Nilai b , r , s yang diduga untuk intervensi pertama ini adalah $b=0$, $r=0$ dan $s=0$. Selanjutnya dugaan orde model intervensi tersebut digunakan untuk estimasi parameter model intervensi pertama.

Tabel 4.69 menyajikan hasil estimasi parameter untuk model intervensi pertama. Dari tabel tersebut dapat ditunjukkan bahwa semua parameter dalam model intervensi signifikan pada tingkat signifikansi 5 %. Hal ini terlihat dari nilai p -value yang lebih kecil dari 0,05.

Uji *white noise* dilakukan dengan hasil sebagaimana diberikan pada Tabel 4.70. Nilai p -value dari lag 6 sampai 24 menunjukkan nilai lebih besar dari 0,05, yang artinya residual telah *white noise*. Selain dilakukan pengujian *white noise* juga dilakukan uji asumsi kenormalan. Hasil uji kenormalan dengan menggunakan uji Kolmogorov-smirnov memberikan nilai statistik uji D sebesar 0,10444, dengan nilai p -value $< 0,0001$. Hasil ini memberikan kesimpulan bahwa

residual dari intervensi pertama inflasi perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar belum berdistribusi normal.

Tabel 4.69 Uji Signifikansi Parameter Model Intervensi Pertama Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar

Parameter	Estimasi	S.E	t _{hitung}	p-value
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
θ_0	0,70517	0,07690	9,17	< 0,0001
ϕ_1	0,31636	0,09749	3,25	0,0012
θ_{16}	-0,23049	0,11395	-2,02	0,0431
$\omega_{(11)}$	6,72183	0,41074	16,37	< 0,0001

Tabel 4.70 Uji Residual Model Intersensi Pertama Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar

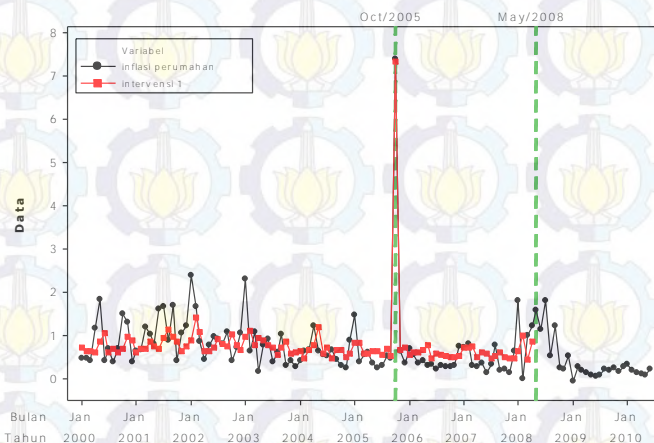
Lag	Chi-square	df	p-value
(1)	(2)	(3)	(4)
6	6,51	4	0,1642
12	12,95	10	0,2263
18	18,49	16	0,2958
24	21,12	22	0,5134

Dari hasil pendugaan parameter pada Tabel 4.69 dapat dituliskan model intervensi pertama sebagai berikut:

$$y_t = \theta_0 + \omega_{(11)}I_{1t} + \frac{(1 - \theta_{16}B^{16})}{(1 - \phi_1 B)} e_t$$

$$y_t = 0,71 + 6,72I_{1t} + \frac{(1 + 0,23B^{16})}{(1 - 0,32B)} e_t, \quad (4.36)$$

Dari persamaan 4.36, dapat dilihat bahwa adanya kenaikan BBM pada Oktober 2005 mengakibatkan kenaikan tingkat inflasi. Kenaikan BBM bulan ini memberikan pengaruh yang cukup tinggi, terlihat dari nilai parameter untuk kenaikan BBM Oktober 2005 yang tinggi yaitu sebesar 6,72.



Gambar 4.85 Plot Data Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar dan Data Hasil Peramalan Model Intervensi Pertama

Tahap selanjutnya adalah penentuan orde dari model intervensi kedua dengan melihat plot inflasi pada Gambar 4.85. Intervensi kedua adalah kenaikan BBM pada bulan Mei 2008 ($T=101$). Pada Gambar 4.85 diberikan plot data inflasi perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar dan hasil peramalan dari model intervensi pertama, dimana terlihat bahwa setelah kenaikan BBM pada bulan Mei 2008, terjadi kenaikan tingkat inflasi perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar pada dua bulan berikutnya Juli 2008. Dampak kenaikan BBM Mei 2008 tersebut hanya berlangsung pada bulan Juli 2008, pada bulan selanjutnya Agustus 2008 inflasi perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar sudah kembali ke kondisi awal. Sehingga nilai dugaan untuk $b=2$, $r=0$, $s=0$. Selanjutnya nilai dugaan tersebut digunakan untuk estimasi parameter model intervensi kedua.

Dari hasil pendugaan parameter model intervensi kedua pada Tabel 4.71, menunjukkan bahwa parameter model telah signifikan pada tingkat signifikansi 5%. Hal ini terlihat pada nilai p -value untuk semua parameter bernilai lebih kecil dari 0,05. Setelah didapatkan nilai estimasi parameter dilakukan pengujian asumsi *white noise* terhadap residual model intervensi kedua. Uji *white noise* dilakukan dengan statistik uji *Chi-square* dengan hasil seperti pada Tabel 4.72.

Pada tabel 4.72 dapat dilihat bahwa nilai p -value pada semua lag memberikan nilai yang lebih besar dari 0,05, yang artinya bahwa residual sudah *white noise*. Selanjutnya uji asumsi kenormalan untuk model intervensi kedua. Uji kenormalan dengan menggunakan uji *Kolmogorov-smirnov* memberikan nilai

statistik uji D sebesar 0,091185 dengan nilai *p-value* sebesar 0,0125. Nilai *p-value* lebih kecil dari nilai 0,05, yang artinya bahwa residual model intervensi kedua belum berdistribusi normal.

Tabel 4.71 Uji Signifikansi Parameter Model Intervensi Kedua Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar

Parameter	Estimasi	S.E	t_{hitung}	<i>p-value</i>
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
θ_0	0,62420	0,08556	7,30	< 0,0001
ϕ_1	0,38357	0,08667	4,43	< 0,0001
θ_6	-0,20345	0,09830	-2,07	0,0385
θ_{16}	-0,22039	0,09304	-2,37	0,0178
$\omega_{(I1)}$	6,74399	0,38122	17,69	<0,0001
$\omega_{(I2)}$	0,91200	0,40596	2,25	0,0247

Tabel 4.72 Uji Residual Model Intervensi Kedua Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar

Lag	Chi-square	df	<i>p-value</i>
(1)	(2)	(3)	(4)
6	7,55	3	0,0563
12	12,94	9	0,1654
18	15,54	15	0,4134
24	18,67	21	0,6062

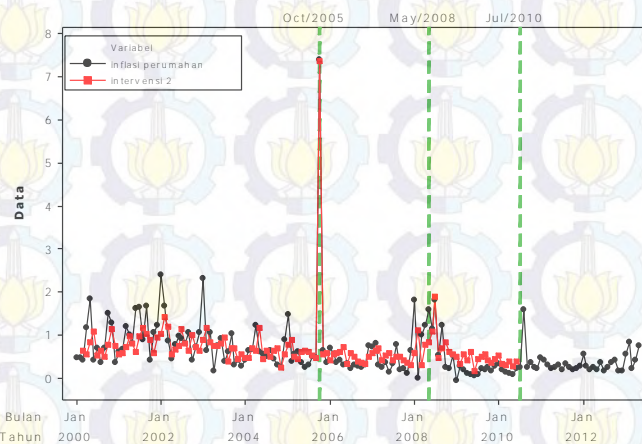
Dari hasil pendugaan parameter pada tabel 4.71 dapat dituliskan model intervensi kedua sebagai berikut:

$$y_t = \theta_0 + \omega_{(I1)}I_{1,t} + \omega_{(I2)}I_{2,t-2} + \frac{(1 - \theta_6 B^6 - \theta_{16} B^{16})}{(1 - \phi_1 B)} e_t$$

$$y_t = 0,62 + 6,74I_{1,t} + 0,91I_{2,t-2} + \frac{(1 + 0,20B^6 + 0,22B^{16})}{(1 - 0,38B)} e_t, \quad (4.37)$$

Dari persamaan 4.37, dapat dilihat bahwa adanya kenaikan BBM pada Oktober 2005 dan kenaikan BBM pada Mei 2008 mengakibatkan kenaikan tingkat inflasi. Pengaruh kenaikan BBM bulan Mei 2008 tidak sebesar kenaikan BBM pada

bulan Oktober 2005. Hal ini dikarenakan persentase kenaikan BBM pada bulan Oktober 2005 lebih besar dibandingkan kenaikan BBM pada bulan Mei 2008.



Gambar 4.86 Plot Data Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar dan Data Hasil Peramalan Model Intervensi Kedua

Setelah diperoleh model intervensi kedua, dilanjutkan dengan model intervensi ketiga. Langkah awalnya adalah penentuan orde dari model intervensi ketiga dengan melihat plot inflasi perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar pada Gambar 4.86. Kejadian intervensi ketiga adalah kenaikan TDL pada bulan Juli 2010 ($T=127$). Pada Gambar 4.85 diberikan plot data inflasi perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar dan hasil peramalan dari model intervensi kedua, dimana terlihat bahwa kenaikan TDL Juli 2010, menyebabkan kenaikan inflasi perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar pada bulan berikutnya, Agustus 2010. Dampak kenaikan TDL 2010 tersebut hanya berlangsung pada bulan Agustus 2010, hal ini terlihat pada bulan berikutnya yaitu September 2010 inflasi perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar kembali ke posisi semula. Sehingga kemungkinan nilai untuk $b=1$, $r=0$, $s=0$. Selanjutnya nilai dugaan tersebut digunakan untuk estimasi parameter model intervensi ketiga.

Dari hasil pendugaan parameter model intervensi ketiga pada Tabel 4.73, menunjukkan bahwa nilai *p-value* untuk semua parameter bernilai lebih kecil dari 0,05, sehingga dapat dikatakan parameter model telah signifikan pada tingkat signifikansi 5%. Setelah didapatkan nilai estimasi parameter dilakukan pengujian

asumsi *white noise* terhadap residual model intervensi kedua. Uji *white noise* dilakukan dengan statistik uji *Chi-square* dengan hasil seperti pada tabel 4.74.

Tabel 4.73 Uji Signifikansi Parameter Model Intervensi Ketiga Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar

Parameter	Estimasi	S.E	t _{hitung}	p-value
θ_0	0,57002	0,08360	6,82	< 0,0001
ϕ_1	0,31737	0,08382	3,79	0,0002
θ_4	-0,21754	0,07619	-2,86	0,0043
θ_5	-0,32063	0,09731	-3,29	0,0010
θ_6	-0,21252	0,08705	-2,44	0,0146
θ_{16}	-0,28747	0,08583	-3,35	0,0008
$\omega_{(11)}$	6,90146	0,28897	23,88	< 0,0001
$\omega_{(12)}$	1,37456	0,32075	4,29	< 0,0001
$\omega_{(13)}$	1,13753	0,30718	3,70	0,0002

Tabel 4.74 Uji Residual Model Intervensi Ketiga Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar

Lag	Chi-square	df	p-value
(1)	(2)	(3)	(4)
6	0,68	1	0,4103
12	10,09	7	0,1838
18	12,57	13	0,4815
24	16,86	19	0,5996
30	23,45	25	0,5514

Pada tabel 4.74 dapat dilihat bahwa nilai *p-value* pada masing-masing lag memberikan nilai yang lebih besar dari 0,05, yang artinya bahwa residual sudah *white noise*. Selain uji asumsi *white noise*, juga dilakukan uji asumsi kenormalan untuk model intervensi ketiga. Uji kenormalan dengan menggunakan uji *Kolmogorov-smirnov* untuk residual model intervensi ketiga memberikan nilai statistik uji D sebesar 0,110277 dengan nilai *p-value* < 0,0001. Nilai *p-value* lebih

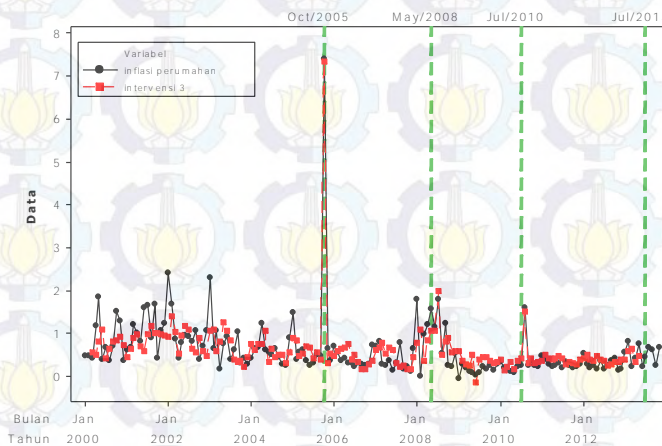
kecil dari nilai 0,05, yang artinya bahwa residual model intervensi ketiga belum berdistribusi normal.

Dari hasil pendugaan parameter pada tabel 4.73 dapat dituliskan model intervensi ketiga sebagai berikut:

$$y_t = \theta_0 + \omega_{(I1)}I_{1,t} + \omega_{(I2)}I_{2,t-2} + \omega_{(I3)}I_{3,t-1} + \frac{(1 - \theta_4 B^4 - \theta_5 B^5 - \theta_6 B^6 - \theta_{16} B^{16})}{(1 - \phi_1 B)} e_t$$

$$y_t = 0,57 + 6,90I_{1,t} + 1,34I_{2,t-2} + 1,14I_{3,t-1} + \frac{(1 + 0,22B^4 + 0,32B^5 + 0,21B^6 + 0,29B^{16})}{(1 - 0,32B)} e_t, \quad (4.38)$$

Dari persamaan 4.38, dapat dilihat bahwa kejadian intervensi pertama, kedua dan ketiga, yaitu kenaikan BBM pada Oktober 2005, kenaikan BBM pada Mei 2008 dan kenaikan TDL Juli 2010, berpengaruh terhadap tingkat inflasi perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar.



Gambar 4.87 Plot Data Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar dan Data Hasil Peramalan Model Intervensi Ketiga

Intervensi keempat adalah kenaikan BBM pada bulan Juni 2013 ($T=162$). Pada Gambar 4.87 diberikan plot data inflasi perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar dan hasil peramalan dari model intervensi ketiga. Dari gambar tersebut terlihat bahwa inflasi baru mengalami peningkatan satu bulan setelah kenaikan BBM pada bulan Juni 2013, yaitu pada bulan Juli 2013. Efek kenaikan BBM Juni 2013 tersebut hanya berlangsung pada bulan Juli 2013 dan Agustus 2013, pada bulan selanjutnya September 2013 inflasi perumahan, air, listrik, gas

dan bahan bakar sudah kembali ke kondisi awal. Sehingga nilai dugaan untuk $b=1$, $r=0$, $s=1$. Selanjutnya nilai dugaan tersebut digunakan untuk estimasi parameter model intervensi ketempat.

Dari hasil pendugaan parameter model intervensi keempat, intervensi keempat (kenaikan BBM Juni 2013) tidak signifikan, sehingga dikeluarkan dari model. Pendugaan parameter pada Tabel 4.75, menunjukkan bahwa nilai *p-value* untuk semua parameter bernilai lebih kecil dari 0,05, sehingga dapat dikatakan parameter model telah signifikan pada tingkat signifikansi 5%. Setelah didapatkan nilai estimasi parameter dilakukan pengujian asumsi *white noise* terhadap residual model intervensi kedua. Uji *white noise* dilakukan dengan statistik uji *Chi-square* dengan hasil seperti pada Tabel 4.76.

Tabel 4.75 Uji Signifikansi Parameter Model Intervensi Keempat Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar

Parameter	Estimasi	S.E	t_{hitung}	<i>p-value</i>
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
θ_0	0,56726	0,07961	7,13	< 0,0001
ϕ_1	0,30779	0,08081	3,81	0,0001
θ_4	-0,22505	0,07260	-3,10	0,0019
θ_5	-0,29085	0,09173	-3,17	0,0015
θ_6	-0,22291	0,08060	-2,77	0,0057
θ_{16}	-0,28739	0,08279	-3,47	0,0005
$\omega_{(11)}$	6,89589	0,28787	23,95	< 0,0001
$\omega_{(12)}$	1,35966	0,32281	4,21	< 0,0001
$\omega_{(13)}$	1,15122	0,30433	3,78	0,0002

Pada Tabel 4.76 dapat dilihat bahwa nilai *p-value* pada masing-masing lag memberikan nilai yang lebih besar dari 0,05, yang artinya bahwa residual sudah *white noise*. Selain uji asumsi *white noise*, juga dilakukan uji asumsi kenormalan untuk model intervensi keempat. Uji kenormalan dengan menggunakan uji *Kolmogorov-smirnov* untuk residual model intervensi keempat memberikan nilai statistik uji D sebesar 0,104263 dengan nilai *p-value* < 0,0001. Nilai *p-value* lebih

kecil dari nilai 0,05, yang artinya bahwa residual model intervensi ketiga belum berdistribusi normal.

Tabel 4.76 Uji Residual Model Intervensi Keempat Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar

Lag	Chi-square	df	p-value
(1)	(2)	(3)	(4)
6	0,69	1	0,4075
12	9,62	7	0,2113
18	12,40	13	0,4952
24	16,79	19	0,6039
30	23,31	25	0,5597

Dari hasil pendugaan parameter pada tabel 4.75 dapat dituliskan model intervensi keempat sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
 y_t &= \theta_0 + \omega_{(I1)}I_{1t} + \omega_{(I2)}I_{2,t-2} + \omega_{(I3)}I_{3,t-1} \\
 &+ \frac{(1 - \theta_4 B^4 - \theta_5 B^5 - \theta_6 B^6 - \theta_{16} B^{16})}{(1 - \phi_1 B)} e_t \\
 y_t &= 0,57 + 6,90I_{1t} + 1,36I_{2,t-2} + 1,15I_{3,t-1} \\
 &+ \frac{(1 + 0,23B^4 + 0,29B^5 + 0,22B^6 + 0,29B^{16})}{(1 - 0,36B)} e_t \quad (4.39)
 \end{aligned}$$

Dari persamaan 4.39, dapat dilihat bahwa kejadian intervensi yang berpengaruh terhadap inflasi perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar adalah kejadian intervensi pertama, kedua dan ketiga, yaitu kenaikan BBM pada Oktober 2005, kenaikan BBM pada Mei 2008 dan kenaikan TDL Juli 2010.

4.3.2.3 ARIMAX

Pada tahapan ini akan dilakukan penggabungan antara model fungsi transfer multi input dan model intervensi. Dari model fungsi transfer multi input pada persamaan 4.34, hanya variabel persentase perubahan jumlah uang beredar (x_{1t}) yang berpengaruh terhadap inflasi perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar dengan orde ($b=1, r=0, s=0$). Sedangkan dari hasil model intervensi pada persamaan 4.39, kejadian intervensi yang mempengaruhi inflasi adalah kenaikan BBM Oktober 2005 (I_1), kenaikan BBM Mei 2008 (I_2) dan kenaikan TDL Juli 2010 (I_3). Kedua model tersebut secara bersama-sama digunakan dalam

pendugaan parameter model ARIMAX. Hasil pendugaan model ARIMAX disajikan pada tabel 4.77.

Dari pendugaan parameter pada tabel 4.77 terlihat bahwa parameter dari model bernilai lebih kecil dari 0,05, maka dapat dikatakan parameter model telah signifikan pada tingkat signifikansi 5%. Selanjutnya dilakukan pengujian *white noise* pada residual. Hasil pengujian *white noise* disajikan pada tabel 4.78.

Tabel 4.77 Uji Signifikansi Parameter Model ARIMAX Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar

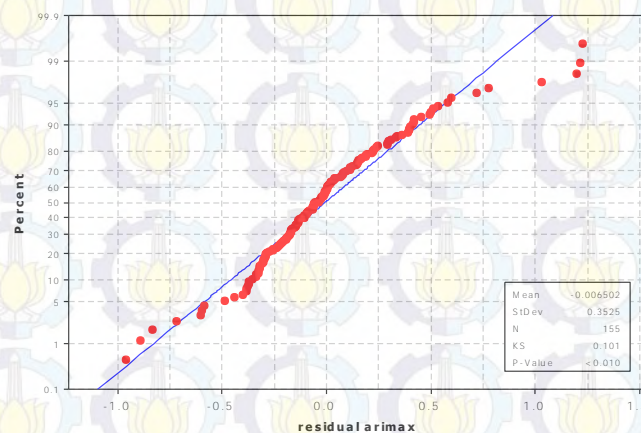
Parameter	Estimasi	S.E	t _{hitung}	p-value
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
θ_0	0,56609	0,10104	5,60	< 0,0001
ϕ_1	0,38206	0,07476	5,11	< 0,0001
ϕ_6	0,20607	0,07878	2,62	0,0089
θ_4	-0,21565	0,07935	-2,72	0,0066
θ_{16}	-0,32140	0,08150	-3,94	< 0,0001
$\omega_{0(x1)}$	0,03308	0,01641	2,02	0,0438
$\omega_{(I1)}$	6,71413	0,30057	22,34	< 0,0001
$\omega_{(I2)}$	0,98118	0,30929	3,71	0,0015
$\omega_{(I3)}$	1,43220	0,29927	4,79	< 0,0001

Tabel 4.78 Uji Residual Model ARIMAX Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar

Lag	Chi-square	df	p-value
(1)	(2)	(3)	(4)
6	5,06	2	0,0798
12	10,24	8	0,2483
18	12,46	14	0,5692
24	19,69	20	0,4774
30	24,30	26	0,5586

Dari hasil pengujian *white noise* residual pada model ARIMAX pada Tabel 4.78, terlihat bahwa nilai p-value semua lag bernilai lebih dari 0,05. Hal ini

berarti bahwa residual ARIMAX telah memenuhi asumsi *white noise*. Sedangkan pengujian asumsi normal untuk residual model ARIMAX dilakukan dengan menggunakan uji *Kolmogorv-smirnov*. Dari Gambar 4.88 terlihat plot residual ARIMAX hasil pengujian *Kolmogorov-smirnov* belum memenuhi asumsi kenormalan. Hal ini diperkuat dengan nilai statistik uji sebesar 0,101098, dengan *p-value* sebesar $< 0,0001$. Sehingga dapat disimpulkan residual tidak memenuhi asumsi kenormalan.



Gambar 4.88 Plot Uji *Kolmogorov-smirnov* residual ARIMAX Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar

Tabel 4.79 Korelasi Silang Residual Model ARIMAX dengan Input Persentase Perubahan Jumlah Uang Beredar

Lag	Chi-square	df	p-value
(1)	(2)	(3)	(4)
5	4,53	6	0,6054
11	14,58	12	0,2652
17	17,85	18	0,4658
23	18,77	24	0,7642
29	23,56	30	0,7915

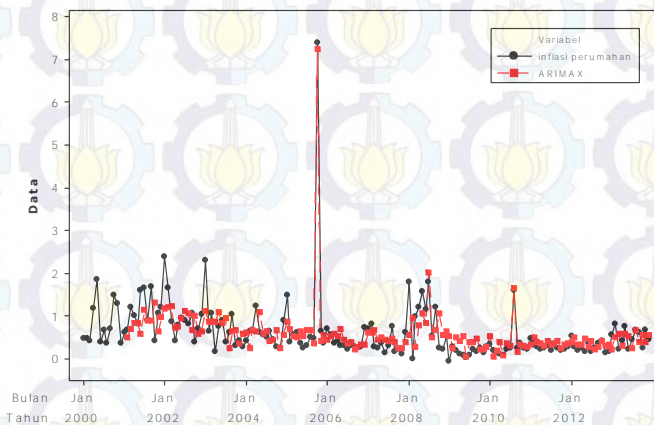
Berdasarkan hasil korelasi silang residual dengan deret input persentase perubahan jumlah uang beredar pada Tabel 4.79, semua lag memiliki nilai *p-value* $> 0,05$. Hal ini menunjukkan bahwa antara deret *noise* dan deret input (persentase jumlah uang beredar) telah independen.

Dari pendugaan parameter pada tabel 4.77 diperoleh persamaan model ARIMAX sebagai berikut:

$$y_t = \theta_0 + \omega_{0(x1)}x_{1,t-1} + \omega_{(I1)}I_{1,t} + \omega_{(I2)}I_{2,t-2} + \omega_{(I3)}I_{3,t-1} + \frac{(1 - \theta_4 B^4 - \theta_{16} B^{16})}{(1 - \phi_1 B - \phi_1 B^6)} e_t$$

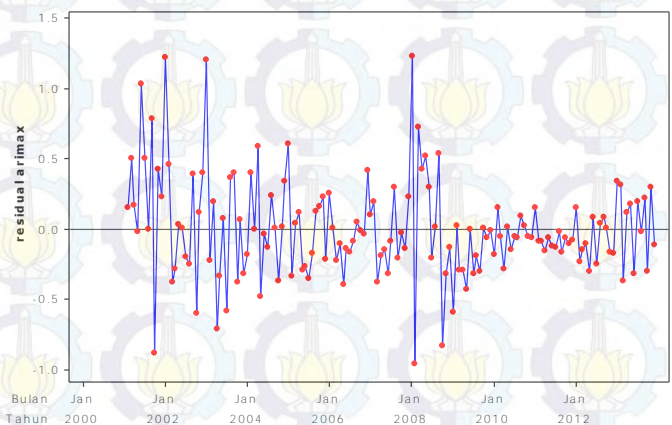
$$y_t = 0,57 + 0,03x_{1,t-1} + 6,71I_{1,t} + 0,98I_{2,t-2} + 1,43I_{3,t-1} + \frac{(1 + 0,22B^4 + 0,32B^{16})}{(1 - 0,38B - 0,21B^6)} e_t, \quad (4.40)$$

Dari persamaan 4.40, dapat dilihat bahwa faktor eksternal yang berpengaruh terhadap inflasi perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar adalah persentase perubahan jumlah uang beredar pada periode sebelumnya, dalam penelitian ini bulan sebelumnya. Sedangkan kejadian intervensi yang berpengaruh terhadap inflasi perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar adalah kejadian intervensi pertama, kedua dan ketiga, yaitu kenaikan BBM pada Oktober 2005, kenaikan BBM pada Mei 2008 dan kenaikan TDL Juli 2010. Selain itu data inflasi perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar juga berhubungan dengan data inflasi perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar pada periode sebulan yang lalu dan enam bulan yang lalu. Residual dari model ARIMAX ini nanti akan dimodelkan dengan menggunakan metode FFNN untuk menghasilkan metode hibrida ARIMAX-NN.



Gambar 4.89 Plot *Time Series* Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar dan Hasil Peramalan Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar dengan ARIMAX pada data *in-sample*

Gambar 4.89 menyajikan plot data inflasi perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar dan hasil peramalan inflasi perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar dengan menggunakan ARIMAX. Dari gambar tersebut terlihat walaupun dengan memasukkan komponen faktor eksogen dan kejadian intervensi hasil peramalan yang dihasilkan ARIMAX belum mampu mendekati data inflasi perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar. Hal ini diperkuat dari plot residual ARIMAX pada Gambar 4.90, error yang dihasilkan oleh model ARIMAX tersebut masih bervariasi dengan range nilai antara -0,96 sampai 1,23.



Gambar 4.90 Plot Residual Hasil Peramalan Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar dengan ARIMAX pada data *in-sample*

4.3.3 Uji Non Linieritas

Sebelum melanjutkan ke metode non linier dalam penelitian ini ANN, akan dilakukan pengujian nonlinieritas tipe LM dengan ekspansi taylor yang dikembangkan dari model NN terhadap data inflasi perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar. Pengujian ini dilakukan untuk memastikan bahwa dalam data inflasi perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar terkandung komponen non linier.

Dari hasil uji terasvirta pada data inflasi perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar menghasilkan nilai *p-value* sebesar 0,0005. Dengan menggunakan tingkat signifikansi 5% maka dapat disimpulkan bahwa data inflasi perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar mengandung komponen non linier.

4.3.4 Pemodelan Hibrida ARIMAX-NN pertama

Pemodelan hibrida ARIMAX-NN model pertama ini dengan memasukkan faktor eksogen dan kejadian intervensi ke dalam komponen linier, dalam penelitian ini metode ARIMAX. Residual (error) dari ARIMAX ini dianggap masih mengandung komponen non linier, sehingga residual ini dimodelkan dengan menggunakan metode FFNN.

ARIMAX yang digunakan adalah hasil dari pemodelan ARIMAX pada persamaan 4.40. Residual dari model ini dimodelkan dengan FFNN dengan tiga layer. Layer pertama merupakan layer input yang terdiri dari dua input yaitu e_{t-1} dan e_{t-6} . Layer kedua merupakan *hidden* layer yang terdiri antara 1 sampai 5 *neuron*, yang nantinya dipilih jumlah *neuron* mana yang menghasilkan MdAPE minimum. Sedangkan layer terakhir merupakan layer output. Dalam pemodelan ini diterapkan tanpa *skip* layer dan dengan *skip* layer.

4.3.4.1 Model ARIMAX-NN Model Pertama tanpa *skip* layer

Model ARIMAX-NN untuk data inflasi perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar menggunakan model ARIMAX yang diperoleh pada penghitungan sebelumnya, yang sudah dijelaskan pada sub bab 4.3.2. Selanjutnya dilakukan pemodelan dari residual model ARIMAX tersebut dengan menggunakan dua input yaitu e_{t-1} dan e_{t-6} . Pemilihan jumlah *neuron* pada *hidden* layer dengan cara memilih jumlah *neuron* yang paling sering menghasilkan kriteria kebaikan model MdAPE minimum dalam 10 kali iterasi.

Dari proses tersebut diperoleh jumlah *neuron* yang paling sering menghasilkan MdAPE minimum pada data *training* adalah berjumlah lima *neuron*. Sehingga arsitektur terbaik untuk data residual ARIMAX inflasi perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar adalah NN (2-5-1). Dengan fungsi aktivasi sigmoid pada *hidden* layer dan fungsi aktivasi linier pada layer output.

Model persamaan untuk NN (2-5-1) adalah sebagai berikut:

$$\hat{e}_{(t)} = b^o + \sum_{j=1}^5 [w_j^o f_j^h(b_j^h + w_{1j}^h e_{(t-1)} + w_{2j}^h e_{(t-6)})], \quad (4.41)$$
$$\hat{e}_{(t)} = -10,22 + 9,84f_1^h - 1,35f_2^h + 4,21f_3^h + 6,40f_4^h + 1,88f_5^h$$

dengan

$$f_1^h(.) = \left(1 + \exp\left(-\left(1,24 - 1,49e_{(t-1)} + 5,81e_{(t-6)}\right)\right)\right)^{-1}$$

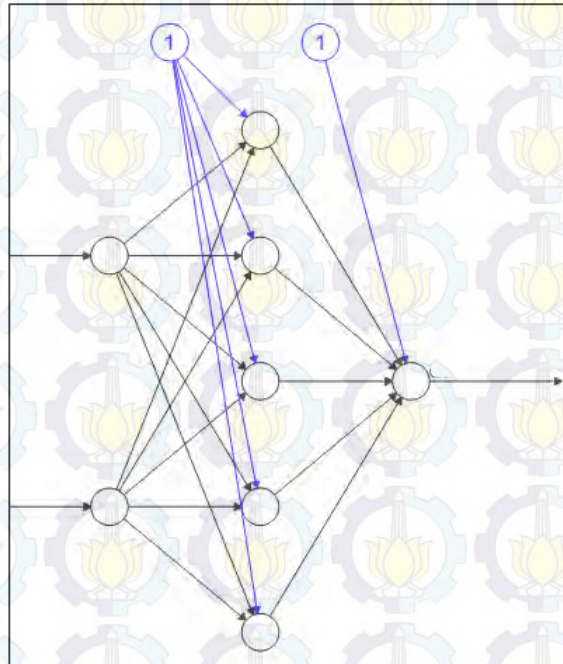
$$f_2^h(.) = \left(1 + \exp\left(-\left(0,15 - 3,75e_{(t-1)} - 7,42e_{(t-6)}\right)\right)\right)^{-1}$$

$$f_3^h(.) = \left(1 + \exp\left(-\left(-2,48 + 3,41e_{(t-1)} - 11,18e_{(t-6)}\right)\right)\right)^{-1}$$

$$f_4^h(.) = \left(1 + \exp\left(-\left(-0,88 + 0,11e_{(t-1)} - 2,49e_{(t-6)}\right)\right)\right)^{-1}$$

$$f_5^h(.) = \left(1 + \exp\left(-\left(0,28 + 0,50e_{(t-1)} - 13,95e_{(t-6)}\right)\right)\right)^{-1}$$

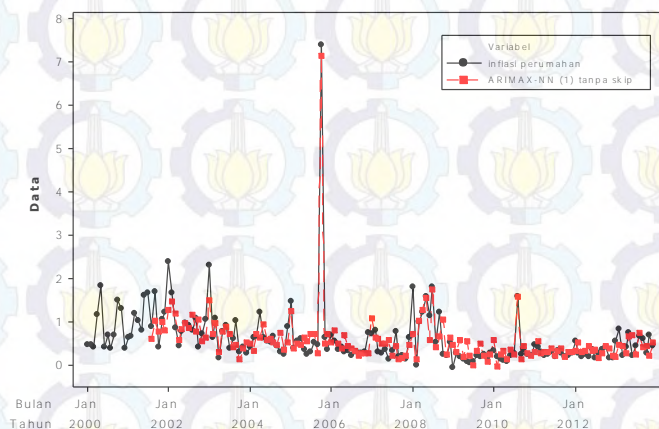
Dengan ilustrasi arsitektur NN (2-5-1) seperti pada Gambar 4.91.



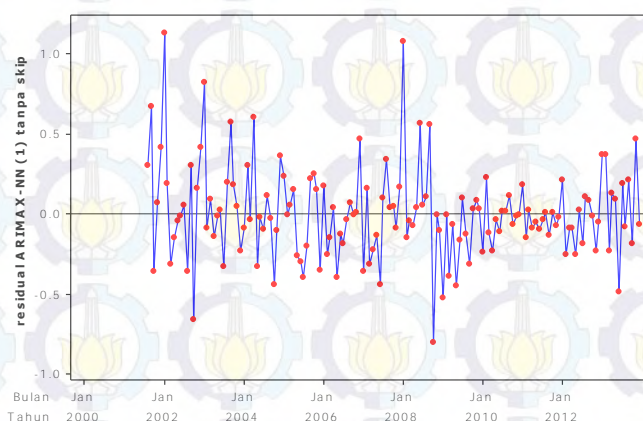
Gambar 4.91 Arsitektur Model NN (2-5-1) Tanpa *Skip* Layer untuk Hibrida ARIMAX-NN Pertama data Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar

Plot data hasil peramalan dapat dilihat pada Gambar 4.92. Pada gambar tersebut ditampilkan data inflasi perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar dan data hasil peramalan dengan menggunakan metode hibrida ARIMAX-NN yang pertama tanpa *skip* layer. Terlihat bahwa hasil peramalan dengan hibrida ARIMAX-NN pertama tanpa *skip* layer masih terdapat yang jauh dari data inflasi perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar. Hal ini diperkuat dari plot residual

pada Gambar 4.93. Jika dilihat pada plot residual ARIMAX-NN model pertama tanpa *skip* layer pada Gambar 4.88, residual yang dihasilkan oleh model tersebut masih bervariasi dengan interval nilai antara -0,81 sampai 1,13. Interval ini lebih sempit dibandingkan dengan model ARIMAX pada penghitungan sub bab 4.3.2.



Gambar 4.92 Plot *Time Series* Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar dan Hasil Peramalan Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar dengan ARIMAX-NN Model Pertama Tanpa *Skip* Layer pada data *in-sample*



Gambar 4.93 Plot Residual Hasil Peramalan Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar dengan ARIMAX-NN Model Pertama Tanpa *Skip* Layer pada data *in-sample*

4.3.4.2 Model ARIMAX-NN Model Pertama dengan *skip* layer

Model ARIMAX-NN dengan *skip* layer yang akan dibahas pada subbab ini menggunakan data dan prosedur seperti pada subbab 4.3.4.1. Hal yang

membedakan dengan subbab sebelumnya adalah adanya *skip* layer pada model NN. *Skip* layer merupakan hubungan langsung dari input ke output tanpa melalui *hidden* layer.

Dari proses seperti pada subbab 4.3.4.1 diperoleh jumlah *neuron* yang paling sering menghasilkan MdAPE minimum pada data *training* adalah berjumlah lima *neuron*. Jumlah *neuron* ini sama seperti pada model hibrida ARIMAX-NN model pertama tanpa *skip* layer, sehingga arsitektur terbaik untuk data residual ARIMAX inflasi perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar dengan *skip* layer adalah NN (2-5-1). Dengan fungsi aktivasi sigmoid pada *hidden* layer dan fungsi aktivasi linier pada layer output. Model persamaan untuk NN (2-5-1) dengan *skip* layer sebagai berikut:

$$\hat{e}_{(t)} = b^o + \sum_{j=1}^5 [w_j^o f_j^h (b_j^h + w_{1j}^h e_{(t-1)} + w_{2j}^h e_{(t-6)})] + (w_{10}^o e_{(t-1)} + w_{20}^o e_{(t-6)}), \quad (4.42)$$

$$\hat{e}_{(t)} = -0,78 + 1,29f_1^h + 3,37f_2^h - 1,25f_3^h - 3,43f_4^h + 0,87f_5^h - 0,84e_{(t-1)} - 0,83e_{(t-6)}$$

dengan

$$f_1^h = \left(1 + \exp\left(-(-1,80 - 6,75e_{(t-1)} + 10,35e_{(t-6)})\right)\right)^{-1}$$

$$f_2^h = \left(1 + \exp\left(-(0,59 - 0,40e_{(t-1)} - 8,22e_{(t-6)})\right)\right)^{-1}$$

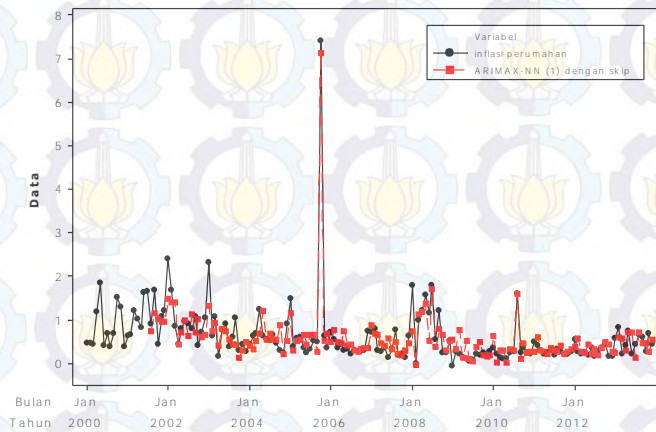
$$f_3^h = \left(1 + \exp\left(-(-0,99 - 4,94e_{(t-1)} + 1,44e_{(t-6)})\right)\right)^{-1}$$

$$f_4^h = \left(1 + \exp\left(-(0,56 - 1,88e_{(t-1)} - 6,44e_{(t-6)})\right)\right)^{-1}$$

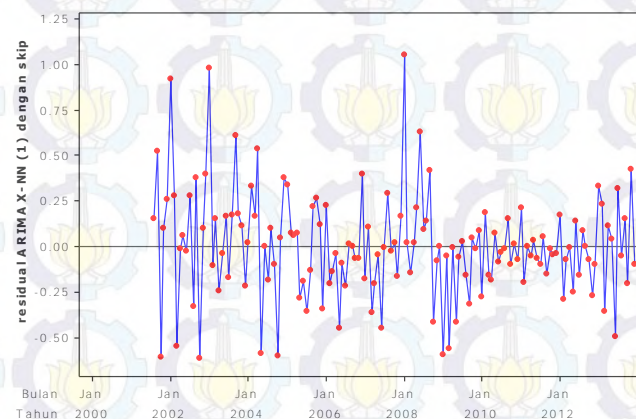
$$f_5^h = \left(1 + \exp\left(-(7,06 - 4,60e_{(t-1)} + 14,76e_{(t-6)})\right)\right)^{-1}$$

Gambar 4.94 menggambarkan plot data inflasi perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar dan hasil peramalan ARIMAX-NN model pertama dengan *skip* layer. Untuk melihat bagaimana ketepatannya dalam meramalkan inflasi perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar, dapat melalui plot residual model seperti pada Gambar 4.95. Dari Gambar 4.95 interval dari nilai residualnya berada pada nilai -0,61 sampai dengan 1,05. Interval ini lebih sempit jika dibandingkan

dengan model hibrida ARIMAX-NN model pertama tanpa *skip* layer pada sub bab 4.3.4.1.



Gambar 4.94 Plot *Time Series* Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar dan Hasil Peramalan Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar dengan ARIMAX-NN Model Pertama Dengan *Skip* Layer pada data *in-sample*



Gambar 4.95 Plot Residual Hasil Peramalan Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar dengan ARIMAX-NN Model Pertama Dengan *Skip* Layer pada data *in-sample*

4.3.5 Pemodelan Hibrida ARIMAX-NN kedua

Pada model kedua ini faktor eksogen yang terdiri dari persentase perubahan jumlah uang beredar (x_1), IHSG (x_2) dan nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika (x_3), serta kejadian intervensi seperti kenaikan BBM Oktober 2005 (I_1), kenaikan BBM Mei 2008 (I_2), kenaikan TDL Juli 2010 (I_3) dan kenaikan TDL Januari 2011 (I_4), dimasukkan kedalam komponen non-linier.

Dalam model ini faktor eksogen dan kejadian intervensi ini dimodelkan bersama dengan residual model ARIMA inflasi perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar menggunakan FFNN tanpa *skip* layer dan dengan *skip* layer. Model ARIMA yang digunakan adalah model ARIMA (1,0,0) seperti yang telah diperoleh pada subbab 4.3.1.

Pada model kedua hibrida ARIMAX-NN ini menggunakan 3 layer. Layer pertama merupakan layer input dengan input sebanyak 5 input yaitu e_{t-1} , x_1 , I_1 , I_2 , dan I_3 . Faktor eksogen dan kejadian intervensi yang digunakan sebagai input pada pemodelan ini adalah variabel yang signifikan pada model ARIMAX pada subbab 4.3.2.

4.3.5.1 Hibrida ARIMAX-NN Kedua tanpa *Skip* Layer

Dengan menggunakan proses yang sama dengan pemodelan pada subbab 4.3.4.1, maka diperoleh jumlah node pada *hidden* layer yang paling banyak menghasilkan MdAPE minimum adalah sebanyak 5 *neuron*. Model ini menggunakan fungsi aktivasi sigmoid pada *hidden* layer dan fungsi aktivasi linier pada output layer. Model matematis untuk FFNN 5-5-1 tanpa *skip* layer adalah

$$\hat{e}_{(t)} = b^o + \sum_{j=1}^5 \left[w_j^o f_j^h \left(b_j^h + w_{1j}^h e_{(t-6)} + w_{2j}^h x_{1(t)} + w_{3j}^h I_{1(t)} + w_{4j}^h I_{2(t)} + w_{5j}^h I_{3(t)} \right) \right], \quad (4.43)$$

$$\hat{e}_{(t)} = 29,85 + 0,95f_1^h - 31,30f_2^h + 1,23f_3^h - 31,29f_4^h + 0,77f_5^h$$

dengan

$$f_1^h(.) = \left(1 + \exp \left(-(11,17 + 4,89e_{(t-6)} - 11,87x_{1(t)} - 0,00I_{1(t)} - 0,00I_{2(t)} + 0,00I_{3(t)}) \right) \right)^{-1}$$

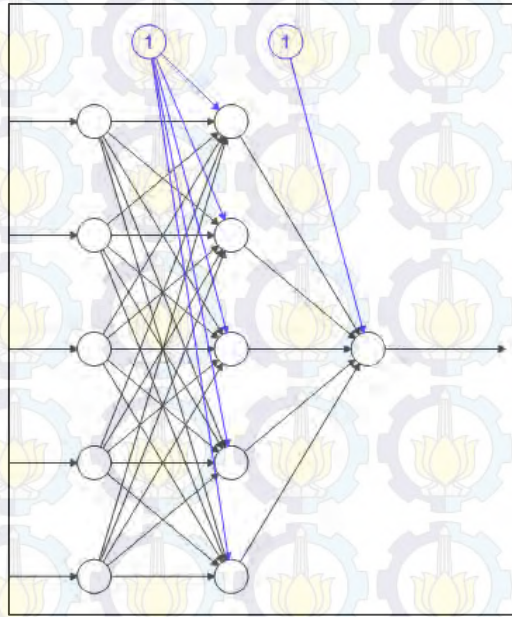
$$f_2^h(.) = \left(1 + \exp \left(-(-10,74 - 54,63e_{(t-6)} + 135,11x_{1(t)} + 0,00I_{1(t)} - 0,01I_{2(t)} + 0,01I_{3(t)}) \right) \right)^{-1}$$

$$f_3^h(.) = \left(1 + \exp \left(-(-6,13 - 7,20e_{(t-6)} + 4,65x_{1(t)} + 0,17I_{1(t)} + 4,04I_{2(t)} - 0,08I_{3(t)}) \right) \right)^{-1}$$

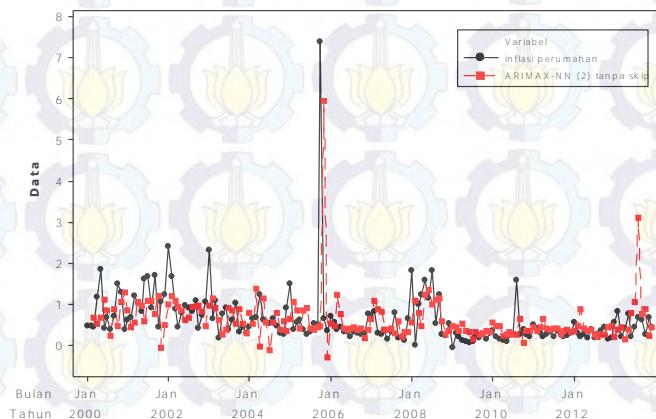
$$f_4^h(.) = \left(1 + \exp \left(-(6,88 + 35,95e_{(t-6)} - 88,46x_{1(t)} - 0,00I_{1(t)} + 0,00I_{2(t)} - 0,01I_{3(t)}) \right) \right)^{-1}$$

$$f_5^h(.) = \left(1 + \exp \left(-(2,88 + 12,19e_{(t-6)} - 0,77x_{1(t)} - 0,02I_{1(t)} + 0,04I_{2(t)} + 0,85I_{3(t)}) \right) \right)^{-1}$$

Dengan ilustrasi arsitektur NN (5-5-1) seperti pada Gambar 4.96



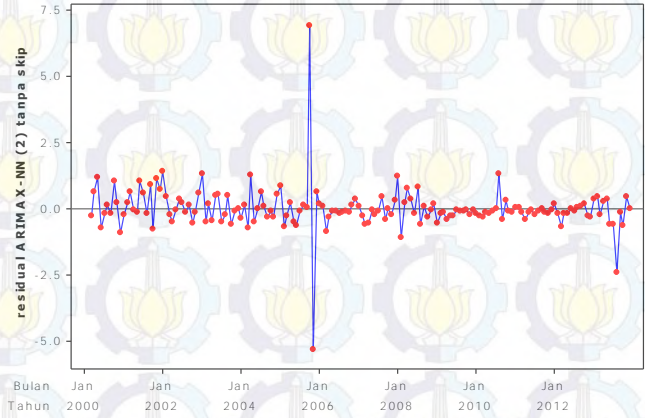
Gambar 4.96 Arsitektur Model NN (2-5-1) Tanpa *Skip* Layer untuk Hibrida ARIMAX-NN Kedua data Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar



Gambar 4.97 Plot *Time Series* Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar dan Hasil Peramalan Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar dengan ARIMAX-NN Model Kedua Tanpa *Skip* Layer pada data *in-sample*

Gambaran hasil peramalan model hibrida ARIMAX-NN kedua tanpa *skip* layer dengan data inflasi perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar disajikan pada Gambar 4.97. Untuk lebih jelas dalam melihat ketepatan peramalan model ini, dapat dilihat pada plot residualnya pada gambar 4.98. Terlihat bahwa residual yang dihasilkan oleh model ini sudah banyak yang mendekati nilai nol, yang artinya ketepatan model dalam meramalkan nilai inflasi perumahan, air, listrik,

gas dan bahan bakar semakin baik. Interval nilai residual antara -5,32 sampai dengan 6,93. Residual sebesar -5,32 dihasilkan pada saat bulan November 2005, sedangkan residual dengan nilai sebesar 6,93 terjadi pada bulan Oktober 2005. Kedua nilai ini terjadi akibat adanya kenaikan BBM pada Oktober 2005.



Gambar 4.98 Plot Residual Hasil Peramalan Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar dengan ARIMAX-NN Model Kedua Tanpa *Skip* Layer pada data *in-sample*

4.3.5.2 Hibrida ARIMAX-NN Kedua dengan *Skip* Layer

Pada model ini hubungan langsung dari input ke output dimasukkan ke dalam model, sehingga model ini dinamakan model dengan *skip* layer. Dengan menggunakan 10 kali pengulangan diperoleh jumlah *neuron* yang paling sering menghasilkan MdAPE minimum adalah sebanyak 4 *neuron*. Seperti pada model tanpa *skip* layer, model ini menggunakan fungsi aktivasi sigmoid pada *hidden* dan fungsi aktivasi linier pada output. Sehingga persamaan model 5-4-1 adalah dengan *skip* layer adalah sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \hat{e}_{(t)} = & b^o + \sum_{j=1}^4 \left[w_j^o f_j^h \left(b_j^h + w_{1j}^h e_{(t-6)} + w_{2j}^h x_{1(t)} + w_{3j}^h I_{1(t)} + w_{4j}^h I_{2(t)} \right) \right. \\ & \left. + w_{5j}^h I_{3(t)} \right] \\ & + (w_{10}^o e_{(t-6)} + w_{20}^o x_{1(t)} + w_{30}^o I_{1(t)} + w_{40}^o I_{2(t)} + w_{50}^o I_{3(t)}), \quad (4.44) \\ \hat{e}_{(t)} = & -2,55 + 0,69f_1^h - 0,98f_2^h + 0,79f_3^h + 2,34f_4^h - 0,12e_{(t-6)} + 0,07x_{1(t)} \\ & + 0,06I_{1(t)} + 0,81I_{2(t)} - 0,13I_{3(t)} \end{aligned}$$

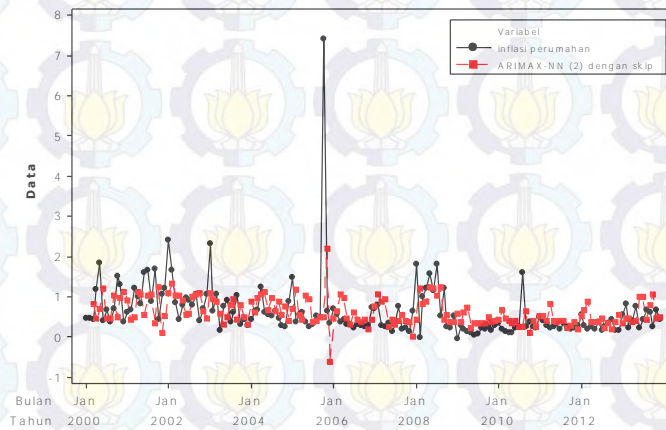
dengan

$$f_1^h(.) = \left(1 + \exp\left(-\left(3,42 + 15,39e_{(t-6)} - 0,67x_{1(t)} + 0,01I_{1(t)} - 0,00I_{2(t)} - 0,00I_{3(t)}\right)\right)\right)^{-1}$$

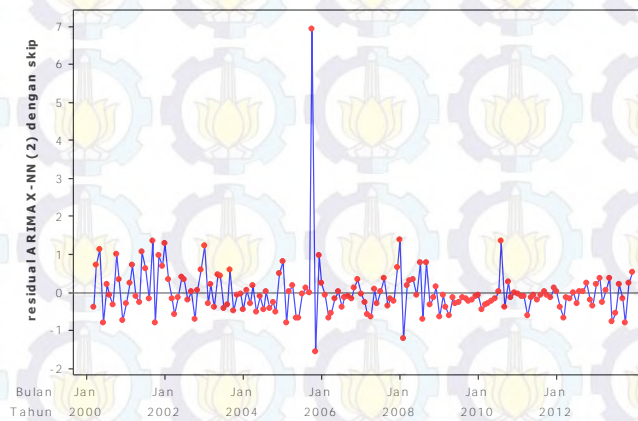
$$f_2^h(.) = \left(1 + \exp\left(-\left(-3,96 + 0,58e_{(t-6)} + 4,20x_{1(t)} - 0,01I_{1(t)} - 0,02I_{2(t)} - 0,00I_{3(t)}\right)\right)\right)^{-1}$$

$$f_3^h(.) = \left(1 + \exp\left(-\left(-11,58 - 8,19e_{(t-6)} + 7,43x_{1(t)} + 0,01I_{1(t)} + 0,12I_{2(t)} + 0,00I_{3(t)}\right)\right)\right)^{-1}$$

$$f_4^h(.) = \left(1 + \exp\left(-\left(8,96 - 0,35e_{(t-6)} - 1,38x_{1(t)} - 0,00I_{1(t)} + 0,00I_{2(t)} - 0,00I_{3(t)}\right)\right)\right)^{-1}$$



Gambar 4.99 Plot *Time Series* Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar dan Hasil Peramalan Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar dengan ARIMAX-NN Model Kedua Dengan *Skip Layer* pada Data *in-sample*



Gambar 4.100 Plot Residual Hasil Peramalan Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar dengan ARIMAX-NN Model Kedua Dengan *Skip Layer* pada Data *in-sample*

Hasil peramalan dari model hibrida ARIMAX-NN kedua dengan *skip layer* disajikan pada Gambar 4.99. Untuk lebih jelas melihat seberapa akurat hasil

peramalan tersebut, dapat dilihat dari plot residual model tersebut pada Gambar 4.100. Pada gambar tersebut terlihat residual yang bernilai di sekitar dari nilai 0, yang artinya bahwa model ini mendekati gambaran data inflasi perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar. Interval nilai residualnya berada antara -1,55 sampai dengan 6,93. Nilai residual terendah -1,55 terjadi pada bulan November 2005, sedangkan nilai residual terbesar terjadi pada bulan Oktober 2005. Seperti pada penjelasan sebelumnya pada bulan Oktober 2005 terjadi kenaikan BBM.

4.3.6 Pemodelan ARIMAX-NN Ketiga

Pada model ketiga faktor eksogen yang terdiri dari persentase perubahan jumlah uang beredar (x_1), IHSG (x_2) dan nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika (x_3), serta kejadian intervensi seperti kenaikan BBM Oktober 2005 (I_1), kenaikan BBM Mei 2008 (I_2), kenaikan TDL Juli 2010 (I_3) dan kenaikan TDL Januari 2011 (I_4), dimasukkan kedalam kedua komponen baik komponen linier maupun komponen non linier. Sehingga model linier yang digunakan adalah ARIMAX hasil pada subbab 4.3.2. Selanjutnya residual model ARIMAX ini dimodelkan bersama dengan faktor eksogen dan kejadian intervensi dengan menggunakan FFNN tanpa *skip* layer dan dengan *skip* layer.

Pada model ketiga hibrida ARIMAX-NN ini menggunakan 3 layer. Layer pertama merupakan layer input dengan input sebanyak 6 input yaitu e_{t-1} , e_{t-6} , x_1 , I_1 , I_2 , dan I_3 . Variabel input yang digunakan pada pemodelan ini adalah variabel yang signifikan pada model ARIMAX pada subbab 4.3.2.

4.3.6.1 Hibrida ARIMAX-NN Ketiga tanpa *Skip* Layer

Dengan menggunakan proses pemilihan jumlah *neuron* yang sama dengan pemodelan tanpa *skip* layer sebelumnya, maka diperoleh jumlah *neuron* pada *hidden* layer yang paling banyak menghasilkan MdAPE minimum adalah sebanyak 5 *neuron*. Model ini menggunakan fungsi aktivasi sigmoid pada *hidden* layer dan fungsi aktivasi linier pada output layer. Model matematis untuk FFNN 6-5-1 tanpa *skip* layer adalah

$$\hat{e}_{(t)} = b^o + \sum_{j=1}^5 \left[w_j^o f_j^h \left(b_j^h + w_{1j}^h e_{(t-1)} + w_{2j}^h e_{(t-6)} + w_{3j}^h x_{1(t)} + w_{4j}^h I_{1(t)} + w_{5j}^h I_{2(t)} + w_{6j}^h I_{3(t)} \right) \right] \quad (4.45)$$

$$\hat{e}_{(t)} = -2,88 + 2,81f_1^h + 0,78f_2^h + 6,91f_3^h - 5,62f_4^h + 1,42f_5^h$$

dengan

$$f_1^h(.) = \left(1 + \exp \left(-(-0,32 - 1,75e_{(t-1)} - 2,10e_{(t-6)} - 0,72x_{1(t)} + 0,01I_{1(t)} + 0,03I_{2(t)} - 0,00I_{3(t)}) \right) \right)^{-1}$$

$$f_2^h(.) = \left(1 + \exp \left(-(-11,57 + 10,14e_{(t-1)} + 8,82e_{(t-6)} - 8,79x_{1(t)} + 0,00I_{1(t)} + 0,00I_{2(t)} - 0,00I_{3(t)}) \right) \right)^{-1}$$

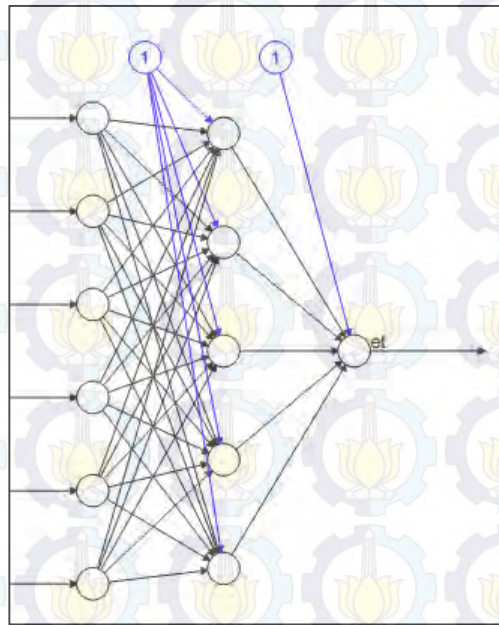
$$f_3^h(.) = \left(1 + \exp \left(-(-0,21 + 2,20e_{(t-1)} + 0,70e_{(t-6)} + 0,03x_{1(t)} + 0,04I_{1(t)} + 0,15I_{2(t)} - 0,01I_{3(t)}) \right) \right)^{-1}$$

$$f_4^h(.) = \left(1 + \exp \left(-(0,08 + 1,98e_{(t-1)} - 0,22e_{(t-6)} - 0,30x_{1(t)} - 0,03I_{1(t)} - 0,15I_{2(t)} + 0,01I_{3(t)}) \right) \right)^{-1}$$

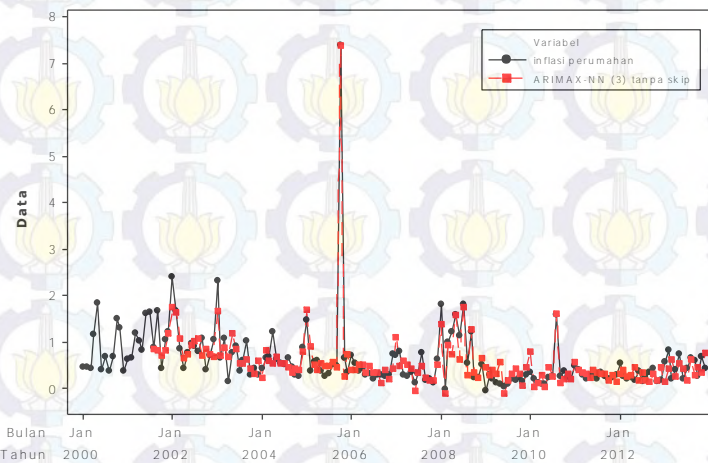
$$f_5^h(.) = \left(1 + \exp \left(-(9,57 - 6,53e_{(t-1)} - 11,96e_{(t-6)} - 2,21x_{1(t)} - 0,00I_{1(t)} + 0,00I_{2(t)} - 0,00I_{3(t)}) \right) \right)^{-1}$$

Dengan ilustrasi arsitektur NN (6-5-1) seperti pada Gambar 4.101.

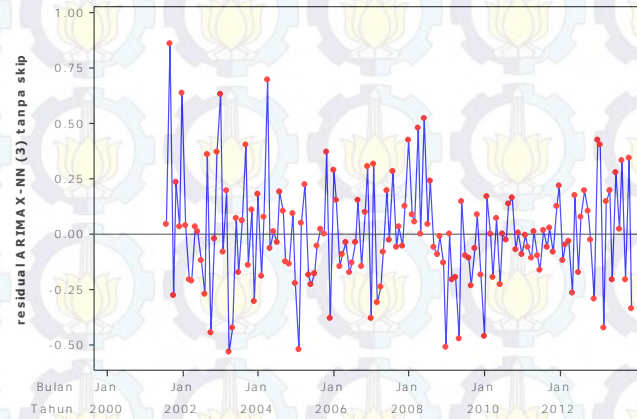
Gambaran hasil peramalan model hibrida ARIMAX-NN ketiga tanpa *skip* layer dengan data inflasi perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar disajikan pada Gambar 4.102. Untuk lebih jelas dalam melihat ketepatan peramalan model ini, dapat dilihat pada plot residualnya pada Gambar 4.103. Terlihat bahwa residual yang dihasilkan oleh model ini masih cukup besar terlihat dari masih banyak nilai residual yang jauh dari nilai 0. Interval nilai residual antara -0,53 sampai dengan 0,85. Residual sebesar -0,53 dihasilkan pada saat bulan April 2003, sedangkan residual dengan nilai sebesar 0,85 terjadi pada bulan September 2001.



Gambar 4.101 Arsitektur Model NN (6-5-1) Tanpa *Skip* Layer untuk Hibrida ARIMAX-NN Ketiga data Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar



Gambar 4.102 Plot *Time Series* Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar dan Hasil Peramalan Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar dengan ARIMAX-NN Model Ketiga Tanpa *Skip* Layer pada data *in-sample*



Gambar 4.103 Plot Residual Hasil Peramalan Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar dengan ARIMAX-NN Model Ketiga Tanpa *Skip* Layer pada data *in-sample*

4.3.8.2 Hibrida ARIMAX-NN Ketiga dengan *Skip* Layer

Pada model ini hubungan langsung dari input ke output dimasukkan ke dalam model, sehingga model ini dinamakan model dengan *skip* layer. Dengan menggunakan 10 kali pengulangan diperoleh jumlah *neuron* yang paling sering menghasilkan MdAPE minimum adalah sebanyak 5 *neuron*. Seperti pada model tanpa *skip* layer, model ini menggunakan fungsi aktivasi sigmoid pada *hidden* dan fungsi aktivasi linier pada output. Sehingga persamaan model 6-5-1 adalah dengan *skip* layer adalah sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \hat{e}_{(t)} &= b^o \\ &+ \sum_{j=1}^5 \left[w_j^o f_j^h \left(b_j^h + w_{1j}^h e_{(t-1)} + w_{2j}^h e_{(t-6)} + w_{3j}^h x_{1(t)} + w_{4j}^h I_{1(t)} + w_{5j}^h I_{2(t)} \right) \right. \\ &\quad \left. + w_{6j}^h I_{3(t)} \right] \\ &+ \left(w_{10}^o e_{(t-12)} + w_{20}^o e_{(t-6)} + w_{30}^o x_{1(t)} + w_{40}^o I_{1(t)} + w_{50}^o I_{2(t)} \right) \\ &\quad + w_{60}^o I_{3(t)} \end{aligned} \quad (4.46)$$

$$\begin{aligned} \hat{e}_{(t)} &= -4,66 - 2,17f_1^h + 3,77f_2^h - 4,77f_3^h - 6,38f_4^h + 13,45f_5^h - 0,23e_{(t-12)} \\ &\quad - 0,50e_{(t-6)} + 0,16x_{1(t)} + 0,10I_{1(t)} + 0,29I_{2(t)} - 0,10I_{3(t)} \end{aligned}$$

dengan

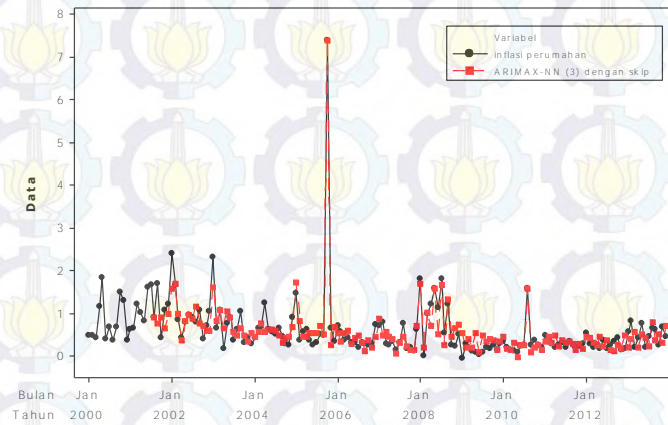
$$\begin{aligned} f_1^h(.) &= \left(1 + \exp \left(- \left(0,75 + 0,82e_{(t-12)} + 1,03e_{(t-6)} + 1,27x_{1(t)} - 0,03I_{1(t)} - 0,03I_{2(t)} \right. \right. \right. \\ &\quad \left. \left. \left. - 0,08I_{3(t)} \right) \right) \right)^{-1} \end{aligned}$$

$$f_2^h(.) = \left(1 + \exp \left(-(5,81 - 3,92e_{(t-12)} - 7,48e_{(t-6)} - 1,31x_{1(t)} + 0,02I_{1(t)} + 0,12I_{2(t)} + 0,01I_{3(t)}) \right) \right)^{-1}$$

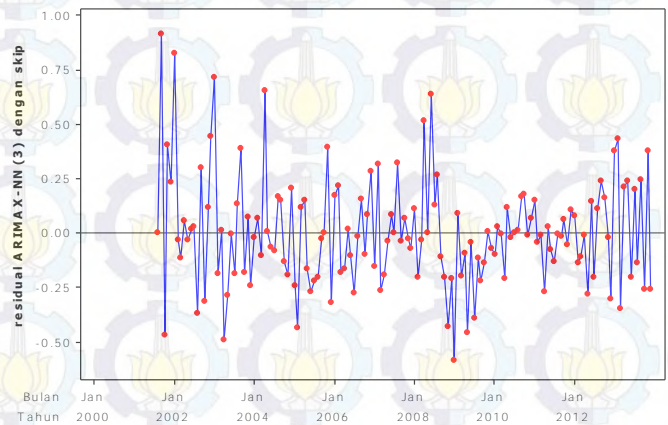
$$f_3^h(.) = \left(1 + \exp \left(-(3,33 - 2,25e_{(t-12)} - 4,51e_{(t-6)} - 0,60x_{1(t)} - 0,11I_{1(t)} - 0,36I_{2(t)} - 0,01I_{3(t)}) \right) \right)^{-1}$$

$$f_4^h(.) = \left(1 + \exp \left(-(8,03 - 4,75e_{(t-12)} + 6,68e_{(t-6)} + 2,89x_{1(t)} + 0,00I_{1(t)} + 0,02I_{2(t)} - 0,00I_{3(t)}) \right) \right)^{-1}$$

$$f_5^h(.) = \left(1 + \exp \left(-(4,41 - 0,61e_{(t-12)} + 2,76e_{(t-6)} + 1,16x_{1(t)} + 0,01I_{1(t)} + 0,00I_{2(t)} - 0,06I_{3(t)}) \right) \right)^{-1}$$



Gambar 4.104 Plot *Time Series* Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar dan Hasil Peramalan Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar dengan ARIMAX-NN Model Ketiga Dengan *Skip Layer* pada Data *in-sample*



Gambar 4.105 Plot Residual Hasil Peramalan Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar dengan ARIMAX-NN Model Ketiga Dengan *Skip Layer* pada Data *in-sample*

Hasil peramalan dari model hibrida ARIMAX-NN ketiga dengan *skip* layer disajikan pada Gambar 4.104. Untuk lebih jelas melihat seberapa akurat hasil peramalan tersebut, dapat dilihat dari plot residual model tersebut pada Gambar 4.105. Pada gambar tersebut terlihat masih terdapat residual yang bernilai jauh dari nilai 0, yang artinya bahwa model ini belum menggambarkan data inflasi perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar dengan baik. Interval nilai residualnya berada antara -0,58 sampai dengan 0,91. Nilai residual terendah -0,58 terjadi pada bulan Januari 2009, sedangkan nilai residual terbesar terjadi pada bulan September 2001. Rentang interval ini lebih lebar dibanding dengan model sebelumnya yang tanpa menggunakan *skip* layer.

4.3.7 Perbandingan Model

Tabel 4.80 Perbandingan Model ARIMA, ARIMAX dan Hibrida ARIMAX-NN untuk Data Inflasi Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar

Metode	Model	In-sample		Out-sample	
		MdAPE	Ratio terhadap ARIMA	MdAPE	Ratio terhadap ARIMA
ARIMA	(1,0,0)	0,60944	1,00	0,57648	1,00
ARIMAX	([1,6],0,0)+X	0,38243	0,63	0,58390	1,01
ARIMAX-NN Model Pertama	([1,6],0,0)+X				
- tanpa <i>skip</i> layer	2-5-1	0,37003	0,61	0,66914	1,16
- dengan <i>skip</i> layer	2-5-1	0,31344	0,51	0,69103	1,20
ARIMAX-NN Model Kedua	(1,0,0)				
- tanpa <i>skip</i> layer	5-5-1	0,58093	0,95	0,59870	1,04
- dengan <i>skip</i> layer	5-4-1	0,54136	0,89	0,50482	0,88
ARIMAX-NN Model Ketiga	([1,6],0,0)+X				
- tanpa <i>skip</i> layer	6-5-1	0,36874	0,61	0,56418	0,98
- dengan <i>skip</i> layer	6-5-1	0,37924	0,62	0,59745	1,04

Dari tabel 4.80 dapat dilihat bahwa untuk data inflasi perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar, metode yang lebih rumit dibandingkan dengan ARIMA pada data *in-sample* memiliki nilai ratio dibawah satu, yang artinya lebih baik dalam meramalkan data *in-sample* dibandingkan ARIMA. Namun apabila digunakan untuk meramalkan data *out-sample* metode-metode selain ARIMA ini belum semua mampu memberikan hasil ramalan sebaik ARIMA. Hal ini terlihat pada nilai ratio terhadap ARIMA yang sebagian besar diatas 1.

Model terbaik untuk peramalan inflasi perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar ini adalah model hibrida ARIMAX-NN model kedua dengan *skip* layer. Hal ini ditunjukkan dari nilai ratio terhadap ARIMA untuk data *out-sample* memberikan nilai minimum dibandingkan metode lainnya. Persamaan model untuk hibrida ARIMAX-NN model kedua dengan *skip* layer terdiri dari model ARIMA pada persamaan seperti pada persamaan 4.33, sebagai berikut:

$$y_t = 0,61 + \frac{1}{(1 - 0,18B)} a_t$$

Residual dari persamaan tersebut dimodelkan dengan menggunakan metode NN dengan *skip* layer, dengan persamaan seperti pada persamaan 4.44, sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \hat{e}_{(t)} = & -2,55 + 0,69f_1^h - 0,98f_2^h + 0,79f_3^h + 2,34f_4^h - 0,12e_{(t-6)} + 0,07x_{1(t)} \\ & + 0,06I_{1(t)} + 0,81I_{2(t)} - 0,13I_{3(t)} \end{aligned}$$

dengan

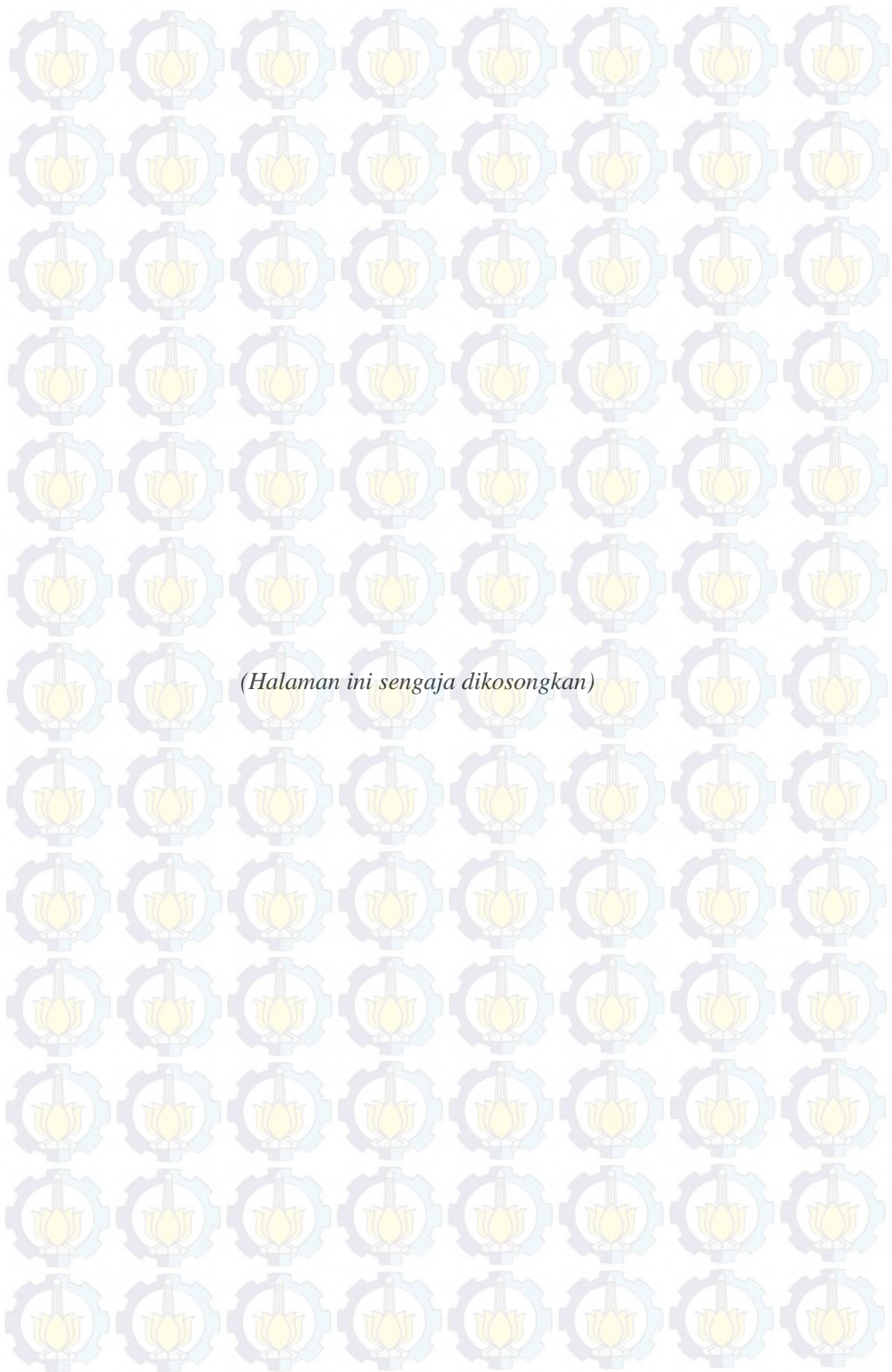
$$f_1^h(.) = \left(1 + \exp \left(-(3,42 + 15,39e_{(t-6)} - 0,67x_{1(t)} + 0,01I_{1(t)} - 0,00I_{2(t)} - 0,00I_{3(t)})) \right) \right)^{-1}$$

$$f_2^h(.) = \left(1 + \exp \left(-(-3,96 + 0,58e_{(t-6)} + 4,20x_{1(t)} - 0,01I_{1(t)} - 0,02I_{2(t)} - 0,00I_{3(t)})) \right) \right)^{-1}$$

$$f_3^h(.) = \left(1 + \exp \left(-(-11,58 - 8,19e_{(t-6)} + 7,43x_{1(t)} + 0,01I_{1(t)} + 0,12I_{2(t)} + 0,00I_{3(t)})) \right) \right)^{-1}$$

$$f_4^h(.) = \left(1 + \exp \left(-(8,96 - 0,35e_{(t-6)} - 1,38x_{1(t)} - 0,00I_{1(t)} + 0,00I_{2(t)} - 0,00I_{3(t)}) \right) \right)^{-1}$$

Dari persamaan tersebut dapat disimpulkan bahwa inflasi perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar berhubungan dengan inflasi perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar pada periode sebelumnya. Pengaruh dari persentase perubahan jumlah uang beredar terdapat pada residualnya. Begitu juga intervensi kejadian kenaikan BBM Oktober 2005, kenaikan BBM Mei 2008 dan kenaikan TDL Juli 2010 berpengaruh terhadap residualnya.



BAB 5

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Kesimpulan yang dapat ditarik dari pembahasan tentang pemodelan dan peramalan data pada bagian sebelumnya adalah sebagai berikut:

1. Variabel persentase perubahan jumlah uang beredar berpengaruh terhadap inflasi umum dan inflasi perumahan. Variabel persentase perubahan IHSG tidak berpengaruh terhadap inflasi umum, inflasi bahan makanan serta inflasi perumahan. Variabel persentase perubahan nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika berpengaruh terhadap inflasi bahan makanan.
2. Faktor intervensi yang memberikan pengaruhnya terhadap inflasi umum antara lain kenaikan BBM Oktober 2005, kenaikan BBM Mei 2008 serta kenaikan BBM Juni 2013. Pada inflasi bahan makanan, faktor intervensi yang berpengaruh adalah kenaikan BBM Oktober 2005 dan kenaikan TDL Juli 2010. Sedangkan pada inflasi perumahan, faktor intervensi yang berpengaruh adalah kenaikan BBM Oktober 2005, kenaikan BBM Mei 2008 dan kenaikan TDL Juli 2010.
3. Model terbaik untuk pemodelan peramalan inflasi adalah metode hibrida ARIMAX-NN pertama tanpa menggunakan *skip* layer. Model terbaik untuk pemodelan peramalan inflasi bahan makanan adalah metode hibrida ARIMAX-NN ketiga dengan *skip* layer. Model terbaik untuk pemodelan peramalan inflasi perumahan adalah metode hibrida ARIMAX-NN kedua dengan menggunakan *skip* layer.

5.2 Saran

Dari hasil yang telah disimpulkan, maka dapat diberikan saran-saran sebagai berikut:

1. Faktor intervensi yang selalu berpengaruh terhadap ketiga inflasi ini adalah kenaikan BBM Oktober 2005. Hal ini dikarenakan persentase kenaikan BBM pada bulan Oktober 2005 untuk bensin premium mencapai

88% dan solar 105%. Sedangkan kenaikan BBM pada faktor intervensi lain tidak mencapai 50% baik untuk bensin premium maupun solar.

Sehingga diperlukan penelitian lanjutan mengenai kenaikan BBM berapa persenkah yang berpengaruh terhadap inflasi di Indonesia.

2. Masing-masing inflasi memiliki fenomena sendiri, sehingga faktor eksternal dan faktor intervensi untuk masing-masing inflasi berbeda. Sehingga ke depannya dilakukan penelitian untuk keseluruhan jenis inflasi menurut kelompok pengeluaran sehingga dapat tergambarkan apa saja faktor yang mempengaruhi inflasi secara keseluruhan.

LAMPIRAN

Lampiran 1 : Data Inflasi Umum, Inflasi Bahan Makanan dan Inflasi Perumahan, Air, Listrik, Gas dan Bahan Bakar mulai Januari 2000 sampai Juni 2015

Tahun	Bulan	Inflasi Umum	Inflasi Bahan Makanan	Inflasi Perumahan air, listrik, gas dan bahan bakar
2000	januari	1.32	2.93	0.47
	februari	0.07	-0.33	0.47
	maret	-0.45	-2.28	0.42
	april	0.56	-1.60	1.17
	mei	0.84	-0.03	1.84
	juni	0.50	0.16	0.40
	juli	1.28	2.00	0.68
	agustus	0.51	-1.87	0.37
	september	-0.06	-2.40	0.69
	oktober	1.16	0.25	1.50
	november	1.32	2.32	1.29
	desember	1.94	5.09	0.37
.
.
.
2014	januari	1.07	2.77	1.01
	februari	0.26	0.36	0.17
	maret	0.08	-0.44	0.16
	april	-0.02	-1.09	0.25
	mei	0.16	-0.15	0.23
	juni	0.43	0.99	0.38
	juli	0.93	1.94	0.45
	agustus	0.47	0.36	0.73
	september	0.27	-0.17	0.77
	oktober	0.47	0.25	1.04
	november	1.50	2.15	0.49
	desember	2.46	3.22	1.45
2015	januari	-0.24	0.60	0.80
	februari	-0.36	-1.47	0.41
	maret	0.17	-0.73	0.29
	april	0.36	-0.79	0.22
	mei	0.50	1.39	0.20
	juni	0.54	1.60	0.23

Lampiran 2 : Data Persentase Perubahan Jumlah Uang Beredar, Persentase Perubahan Nilai Tukar Rupiah terhadap Dolar Amerika dan Persentase Perubahan IHSG

Tahun	Bulan	Persentase Perubahan Jumlah Uang Beredar	Persentase Perubahan Nilai Tukar Rupiah terhadap Dolar Amerika	Persentase Perubahan IHSG
2000	januari	0.68	4.58	4.41
	februari	0.42	1.08	-9.01
	maret	0.48	1.13	-5.19
	april	1.40	4.68	-5.88
	mei	2.68	8.50	-6.06
	juni	0.13	1.33	-5.27
	juli	0.82	3.07	4.41
	agustus	-0.63	-7.92	-3.27
	september	0.12	5.91	-10.27
	oktober	3.06	7.00	-5.24
	november	1.81	1.44	1.60
	desember	3.72	0.68	0.06
.
.
.
2014	januari	-2.09	0.30	3.13
	februari	-0.47	-4.84	3.71
	maret	0.48	-1.98	4.58
	april	1.90	1.12	3.17
	mei	1.59	0.69	1.05
	juni	2.04	3.08	-0.49
	juli	0.76	-3.16	2.75
	agustus	-0.02	1.09	2.19
	september	3.18	4.22	0.74
	oktober	0.36	-1.06	-3.17
	november	1.30	0.94	1.23
	desember	2.37	2.00	1.37
2015	januari	0.04	1.49	1.41
	februari	1.04	1.89	2.68
	maret	0.67	1.72	1.54
	april	0.69	-1.12	-0.83
	mei	0.30	2.12	-3.08
	juni	1.64	0.92	-5.05

Lampiran 3 : Perhitungan turunan parsial dari $D(\mathbf{w})$ terhadap w_j^0 .

$$\frac{\partial D(\mathbf{w})}{\partial w_j^0} = \frac{\partial D(\mathbf{w})}{\partial a_{(t)}^0} \frac{\partial a_{(t)}^0}{\partial v_{(t)}^0} \frac{\partial v_{(t)}^0}{\partial w_j^0}$$

Dimisalkan $i = 1,2$ dan $j = 1,2$ maka

$$\begin{aligned} \frac{\partial D(\mathbf{w})}{\partial w_1^0} &= \frac{\partial D(\mathbf{w})}{\partial a_{(t)}^0} \frac{\partial a_{(t)}^0}{\partial v_{(t)}^0} \frac{\partial v_{(t)}^0}{\partial w_1^0} \\ &= \frac{\partial D(\mathbf{w})}{\partial a_{(t)}^0} \frac{\partial a_{(t)}^0}{\partial v_{(t)}^0} \frac{\partial (w_1^0 a_{1(t)}^h + w_2^0 a_{2(t)}^h + b^0)}{\partial w_1^0} \\ &= \frac{\partial D(\mathbf{w})}{\partial a_{(t)}^0} \frac{\partial a_{(t)}^0}{\partial v_{(t)}^0} a_{1(t)}^h \\ &= \frac{\partial D(\mathbf{w})}{\partial a_{(t)}^0} \frac{\partial (f^0(v_{(t)}^0))}{\partial v_{(t)}^0} a_{1(t)}^h \\ &= \frac{\partial D(\mathbf{w})}{\partial a_{(t)}^0} f^{o'}(v_{(t)}^0) a_{1(t)}^h \\ &= \frac{\partial \left(\frac{1}{2} \sum_{t=1}^n (y_t - a_{(t)}^0 - \sum_{i=1}^p w_{i0}^0 x_{i(t)})^2 \right)}{\partial a_{(t)}^0} f^{o'}(v_{(t)}^0) a_{1(t)}^h \\ &= \sum_{t=1}^n \left(y_t - a_{(t)}^0 - \sum_{i=1}^p w_{i0}^0 x_{i(t)} \right) (-1) (f^{o'}(v_{(t)}^0)) (a_{1(t)}^h) \\ &= - \sum_{t=1}^n \left(y_t - a_{(t)}^0 - \sum_{i=1}^p w_{i0}^0 x_{i(t)} \right) f^{o'}(v_{(t)}^0) (a_{1(t)}^h) \\ \frac{\partial D(\mathbf{w})}{\partial w_2^0} &= \frac{\partial D(\mathbf{w})}{\partial a_{(t)}^0} \frac{\partial a_{(t)}^0}{\partial v_{(t)}^0} \frac{\partial v_{(t)}^0}{\partial w_2^0} \\ &= \frac{\partial D(\mathbf{w})}{\partial a_{(t)}^0} \frac{\partial a_{(t)}^0}{\partial v_{(t)}^0} \frac{\partial (w_1^0 a_{1(t)}^h + w_2^0 a_{2(t)}^h + b^0)}{\partial w_2^0} \\ &= \frac{\partial D(\mathbf{w})}{\partial a_{(t)}^0} \frac{\partial a_{(t)}^0}{\partial v_{(t)}^0} a_{2(t)}^h \\ &= \frac{\partial D(\mathbf{w})}{\partial a_{(t)}^0} \frac{\partial (f^0(v_{(t)}^0))}{\partial v_{(t)}^0} a_{2(t)}^h \\ &= \frac{\partial D(\mathbf{w})}{\partial a_{(t)}^0} f^{o'}(v_{(t)}^0) a_{2(t)}^h \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
\frac{\partial D}{\partial w_1^0} &= \frac{\partial \left(\frac{1}{2} \sum_{t=1}^n (y_t - a_{(t)}^0 - \sum_{i=1}^p w_{i0}^0 x_{i(t)})^2 \right)}{\partial a_{(t)}^0} f^{o'}(v_{(t)}^0) a_{2(t)}^h \\
\frac{\partial D}{\partial x_{i(t)}^0} &= \sum_{t=1}^n \left(y_t - a_{(t)}^0 - \sum_{i=1}^p w_{i0}^0 x_{i(t)} \right) (-1) (f^{o'}(v_{(t)}^0)) (a_{2(t)}^h) \\
\frac{\partial D}{\partial v_{(t)}^0} &= - \sum_{t=1}^n \left(y_t - a_{(t)}^0 - \sum_{i=1}^p w_{i0}^0 x_{i(t)} \right) f^{o'}(v_{(t)}^0) (a_{2(t)}^h)
\end{aligned}$$

Sehingga secara umum

$$\begin{aligned}
\frac{\partial D(\mathbf{w})}{\partial w_j^0} &= \frac{\partial D(\mathbf{w})}{\partial a_{(t)}^0} \frac{\partial a_{(t)}^0}{\partial v_{(t)}^0} \frac{\partial v_{(t)}^0}{\partial w_j^0} \\
\frac{\partial D}{\partial w_j^0} &= - \sum_{t=1}^n \left(y_t - a_{(t)}^0 - \sum_{i=1}^p w_{i0}^0 x_{i(t)} \right) f^{o'}(v_{(t)}^0) (a_{j(t)}^h) \\
&= - \sum_{t=1}^n \left(y_t - f^0(v_{(t)}^0) - \sum_{i=1}^p w_{i0}^0 x_{i(t)} \right) f^{o'}(v_{(t)}^0) (a_{j(t)}^h) \\
&= - \sum_{t=1}^n \left(y_t - f^0 \left(\sum_{j=1}^q w_j^0 a_{j(t)}^h + b^0 \right) - \sum_{i=1}^p w_{i0}^0 x_{i(t)} \right) f^{o'} \left(\sum_{j=1}^q w_j^0 a_{j(t)}^h + b^0 \right) (a_{j(t)}^h) \\
&= - \sum_{t=1}^n \left(y_t - f^0 \left(\sum_{j=1}^q w_j^0 f_j^h \left(\sum_{i=1}^p w_{ji}^h x_{i(t)} + b_j^h \right) + b^0 \right) - \sum_{i=1}^p w_{i0}^0 x_{i(t)} \right) \\
&\quad f^{o'} \left(\sum_{j=1}^q w_j^0 f_j^h \left(\sum_{i=1}^p w_{ji}^h x_{i(t)} + b_j^h \right) + b^0 \right) \left(f_j^h \left(\sum_{i=1}^p w_{ji}^h x_{i(t)} + b_j^h \right) \right) \\
\frac{\partial D}{\partial w_{ji}^h} &= - \sum_{t=1}^n \left(y_t - \left(f^0 \left(\sum_{j=1}^q w_j^0 f_j^h \left(\sum_{i=1}^p w_{ji}^h x_{i(t)} + b_j^h \right) + b^0 \right) + \sum_{i=1}^p w_{i0}^0 x_{i(t)} \right) \right) \\
&\quad f^{o'} \left(\sum_{j=1}^q w_j^0 f_j^h \left(\sum_{i=1}^p w_{ji}^h x_{i(t)} + b_j^h \right) + b^0 \right) \left(f_j^h \left(\sum_{i=1}^p w_{ji}^h x_{i(t)} + b_j^h \right) \right) \\
\frac{\partial D(\mathbf{w})}{\partial b_j^h} &= - \sum_{t=1}^n (y_t - \hat{y}_t) f^{o'} \left(\sum_{j=1}^q w_j^0 f_j^h \left(\sum_{i=1}^p w_{ji}^h x_{i(t)} + b_j^h \right) + b^0 \right) \left(f_j^h \left(\sum_{i=1}^p w_{ji}^h x_{i(t)} + b_j^h \right) \right)
\end{aligned}$$

Lampiran 4. Perhitungan turunan parsial dari $D(\mathbf{w})$ terhadap w_{i0}^0 .

$$\frac{\partial D(\mathbf{w})}{\partial w_{i0}^0} = \frac{\partial \left(\frac{1}{2} \sum_{t=1}^n \left(y_t - (a_{(t)}^0 + \sum_{i=1}^2 w_{i0}^0 x_i) \right) \right)^2}{\partial w_{i0}^0}$$

$$\frac{\partial D(\mathbf{w})}{\partial w_{i0}^0} = \frac{\partial \left(\frac{1}{2} \sum_{t=1}^n (y_t - a_{(t)}^0 - \sum_{i=1}^2 w_{i0}^0 x_i) \right)^2}{\partial w_{i0}^0}$$

Dimisalkan $i=1,2$

$$\frac{\partial D(\mathbf{w})}{\partial w_{10}^0} = \frac{\partial \left(\frac{1}{2} \sum_{t=1}^n \left(y_t - a_{(t)}^0 - (w_{10}^0 x_1 + w_{20}^0 x_2) \right) \right)^2}{\partial w_{10}^0}$$

$$= \frac{\partial \left(\frac{1}{2} \sum_{t=1}^n (y_t - a_{(t)}^0 - w_{10}^0 x_1 - w_{20}^0 x_2) \right)^2}{\partial w_{10}^0}$$

$$= \left(\sum_{t=1}^n (y_t - a_{(t)}^0 - w_{10}^0 x_1 - w_{20}^0 x_2) \right) (-x_1)$$

$$= - \left(\sum_{t=1}^n (y_t - a_{(t)}^0 - w_{10}^0 x_1 - w_{20}^0 x_2) \right) (x_1)$$

$$\frac{\partial D(\mathbf{w})}{\partial w_{20}^0} = \frac{\partial \left(\frac{1}{2} \sum_{t=1}^n \left(y_t - a_{(t)}^0 - (w_{10}^0 x_1 + w_{20}^0 x_2) \right) \right)^2}{\partial w_{20}^0}$$

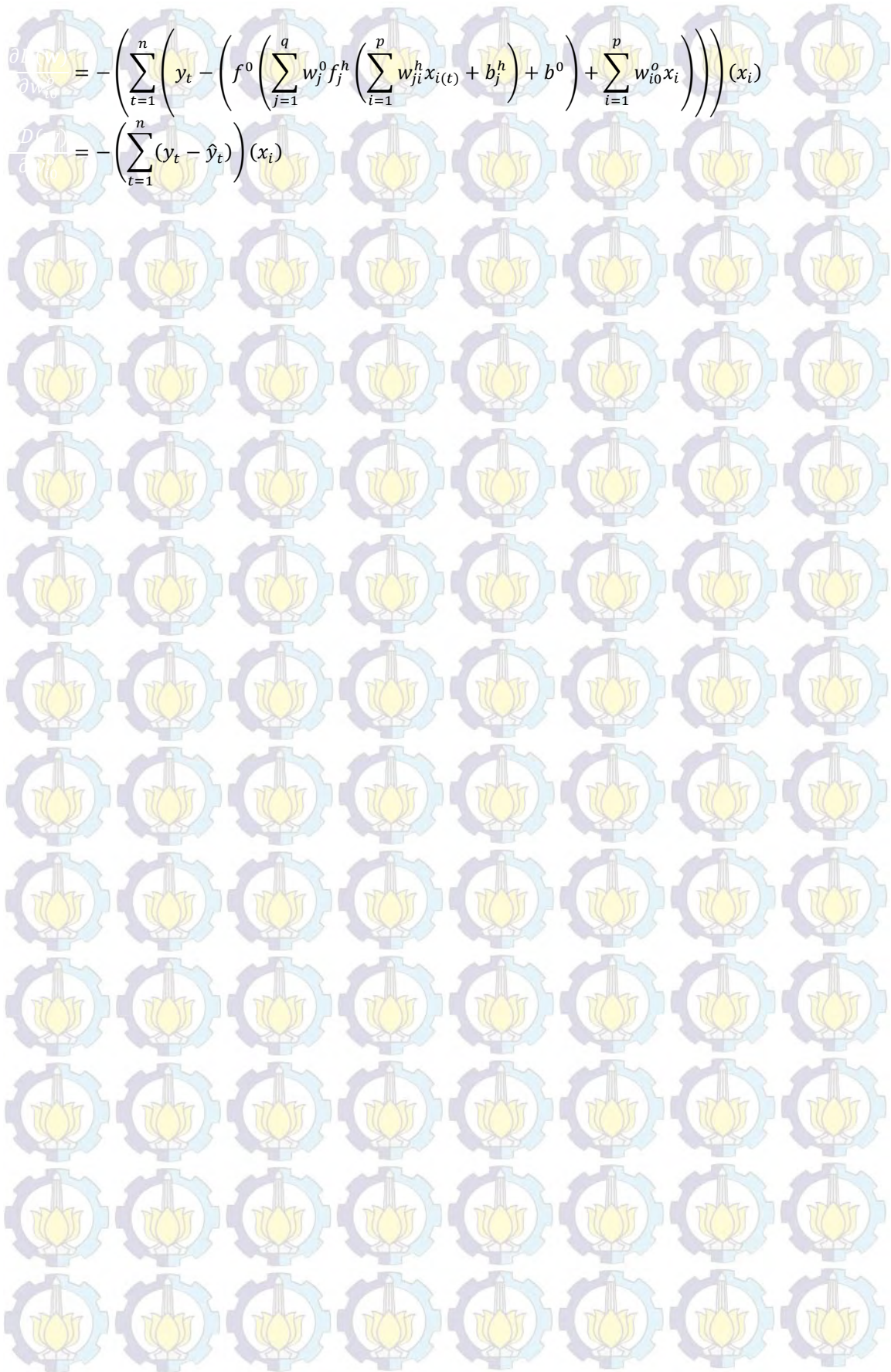
$$= \frac{\partial \left(\frac{1}{2} \sum_{t=1}^n (y_t - a_{(t)}^0 - w_{10}^0 x_1 - w_{20}^0 x_2) \right)^2}{\partial w_{20}^0}$$

$$= \left(\sum_{t=1}^n (y_t - a_{(t)}^0 - w_{10}^0 x_1 - w_{20}^0 x_2) \right) (-x_2)$$

$$= - \left(\sum_{t=1}^n (y_t - a_{(t)}^0 - w_{10}^0 x_1 - w_{20}^0 x_2) \right) (x_2)$$

Secara umum diperoleh persamaan

$$\begin{aligned} \frac{\partial D(\mathbf{w})}{\partial w_{i0}^0} &= - \left(\sum_{t=1}^n \left(y_t - a_{(t)}^0 - \sum_{i=1}^p w_{i0}^0 x_i \right) \right) (x_i) \\ &= - \left(\sum_{t=1}^n \left(y_t - \left(a_{(t)}^0 + \sum_{i=1}^p w_{i0}^0 x_i \right) \right) \right) (x_i) \\ &= - \left(\sum_{t=1}^n \left(y_t - \left(f^0(v_{(t)}^0) + \sum_{i=1}^p w_{i0}^0 x_i \right) \right) \right) (x_i) \end{aligned}$$



$$\frac{\partial L}{\partial w_{i0}^o} = - \left(\sum_{t=1}^n \left(y_t - \left(f^0 \left(\sum_{j=1}^q w_j^o f_j^h \left(\sum_{i=1}^p w_{ji}^h x_{i(t)} + b_j^h \right) + b^0 \right) + \sum_{i=1}^p w_{i0}^o x_i \right) \right) \right) (x_i)$$

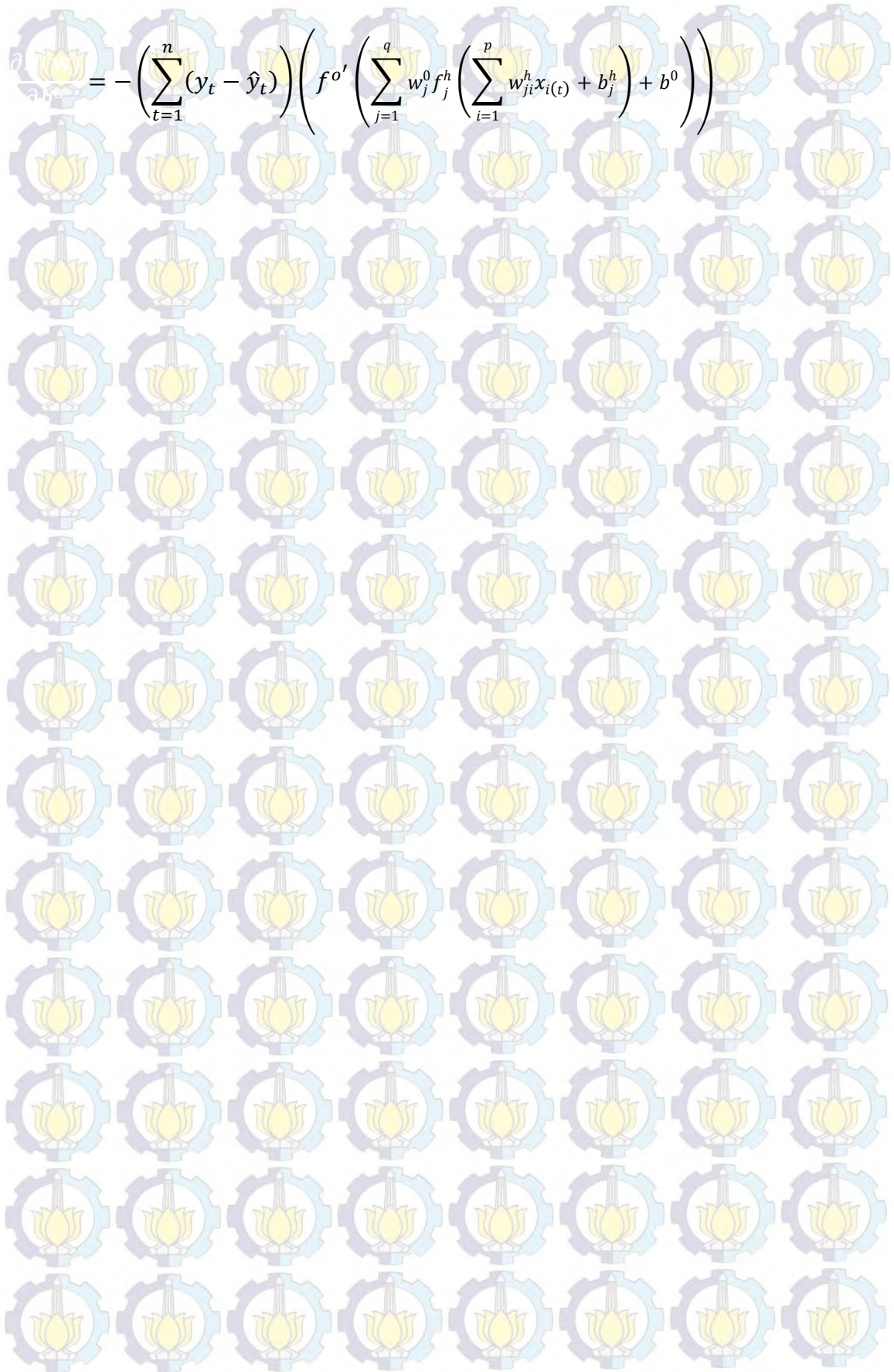
$$\frac{\partial L}{\partial w_{i0}^o} = - \left(\sum_{t=1}^n (y_t - \hat{y}_t) \right) (x_i)$$

Lampiran 5. Perhitungan turunan parsial dari $D(\mathbf{w})$ terhadap b^0 .

$$\begin{aligned}
 \frac{\partial D(\mathbf{w})}{\partial b^0} &= \frac{\partial D(\mathbf{w})}{\partial a_{(t)}^o} \frac{\partial a_{(t)}^o}{\partial v_{(t)}^o} \frac{\partial v_{(t)}^o}{\partial b^0} \\
 &= \frac{\partial D(\mathbf{w})}{\partial a_{(t)}^o} \frac{\partial a_{(t)}^o}{\partial v_{(t)}^o} \frac{\partial (b^0 + \sum_{j=1}^2 w_j^o a_j^h)}{\partial b^0} \\
 &= \frac{\partial D(\mathbf{w})}{\partial a_{(t)}^o} \frac{\partial a_{(t)}^o}{\partial v_{(t)}^o} (1) \\
 &= \frac{\partial D(\mathbf{w})}{\partial a_{(t)}^o} \frac{\partial (f^o(v_{(t)}^o))}{\partial v_{(t)}^o} (1) \\
 &= \frac{\partial D(\mathbf{w})}{\partial a_{(t)}^o} (f^{o'}(v_{(t)}^o)) (1) \\
 &= \frac{\partial \left(\frac{1}{2} \sum_{t=1}^n (y_t - a_{(t)}^o - \sum_{i=1}^2 w_{i0}^o x_i) \right)^2}{\partial a_{(t)}^o} (f^{o'}(v_{(t)}^o)) \\
 &= \left(\sum_{t=1}^n \left(y_t - a_{(t)}^o - \sum_{i=1}^2 w_{i0}^o x_i \right) \right) (-1) (f^{o'}(v_{(t)}^o)) \\
 &= - \left(\sum_{t=1}^n \left(y_t - a_{(t)}^o - \sum_{i=1}^2 w_{i0}^o x_i \right) \right) (f^{o'}(v_{(t)}^o))
 \end{aligned}$$

Sehingga secara umum diperoleh persamaan

$$\begin{aligned}
 \frac{\partial D(\mathbf{w})}{\partial b^0} &= - \left(\sum_{t=1}^n \left(y_t - a_{(t)}^o - \sum_{i=1}^p w_{i0}^o x_i \right) \right) (f^{o'}(v_{(t)}^o)) \\
 &= - \left(\sum_{t=1}^n \left(y_t - \left(a_{(t)}^o + \sum_{i=1}^p w_{i0}^o x_i \right) \right) \right) (f^{o'}(v_{(t)}^o)) \\
 &= - \left(\sum_{t=1}^n \left(y_t - \left(f^0 \left(\sum_{j=1}^q w_j^o f_j^h \left(\sum_{i=1}^p w_{ji}^h x_{i(t)} + b_j^h \right) + b^0 \right) + \sum_{i=1}^p w_{i0}^o x_i \right) \right) \right) \\
 &\quad \left(f^{o'} \left(\sum_{j=1}^q w_j^o f_j^h \left(\sum_{i=1}^p w_{ji}^h x_{i(t)} + b_j^h \right) + b^0 \right) \right)
 \end{aligned}$$



$$\frac{\partial}{\partial w_j} = - \left(\sum_{t=1}^n (y_t - \hat{y}_t) \right) \left(f^{o'} \left(\sum_{j=1}^q w_j^0 f_j^h \left(\sum_{i=1}^p w_{ji}^h x_{i(t)} + b_j^h \right) + b^0 \right) \right)$$

Lampiran 6. Perhitungan turunan parsial dari $D(\mathbf{w})$ terhadap w_{ij}^h .

$$\frac{\partial D(\mathbf{w})}{\partial w_{ij}^h} = \frac{\partial D(\mathbf{w})}{\partial a_{(t)}^0} \frac{\partial a_{(t)}^0}{\partial v_{(t)}^0} \frac{\partial v_{(t)}^0}{\partial a_{j(t)}^h} \frac{\partial a_{j(t)}^h}{\partial v_{j(t)}^h} \frac{\partial v_{j(t)}^h}{\partial w_{ij}^h},$$

Dimisalkan $i = 1, 2, j = 1, 2$

$$\begin{aligned} \frac{\partial D(\mathbf{w})}{\partial w_{11}^h} &= \frac{\partial D(\mathbf{w})}{\partial a_{(t)}^0} \frac{\partial a_{(t)}^0}{\partial v_{(t)}^0} \frac{\partial v_{(t)}^0}{\partial a_1^h} \frac{\partial a_1^h}{\partial v_1^h} \frac{\partial v_1^h}{\partial w_{11}^h} \\ &= \frac{\partial D(\mathbf{w})}{\partial a_{(t)}^0} \frac{\partial a_{(t)}^0}{\partial v_{(t)}^0} \frac{\partial v_{(t)}^0}{\partial a_1^h} \frac{\partial a_1^h}{\partial v_1^h} \frac{\partial (b_1^h + w_{11}^h x_1 + w_{21}^h x_2)}{\partial w_{11}^h} \\ &= \frac{\partial D(\mathbf{w})}{\partial a_{(t)}^0} \frac{\partial a_{(t)}^0}{\partial v_{(t)}^0} \frac{\partial v_{(t)}^0}{\partial a_1^h} \frac{\partial a_1^h}{\partial v_1^h} (x_1) \\ &= \frac{\partial D(\mathbf{w})}{\partial a_{(t)}^0} \frac{\partial a_{(t)}^0}{\partial v_{(t)}^0} \frac{\partial v_{(t)}^0}{\partial a_1^h} \frac{\partial (f_1^h(v_1^h))}{\partial v_1^h} (x_1) \\ &= \frac{\partial D(\mathbf{w})}{\partial a_{(t)}^0} \frac{\partial a_{(t)}^0}{\partial v_{(t)}^0} \frac{\partial v_{(t)}^0}{\partial a_1^h} (f_1^{h'}(v_1^h)) (x_1) \\ &= \frac{\partial D(\mathbf{w})}{\partial a_{(t)}^0} \frac{\partial a_{(t)}^0}{\partial v_{(t)}^0} \frac{\partial (b^o + w_1^o a_1^h + w_2^o a_2^h)}{\partial a_1^h} (f_1^{h'}(v_1^h)) (x_1) \\ &= \frac{\partial D(\mathbf{w})}{\partial a_{(t)}^0} \frac{\partial a_{(t)}^0}{\partial v_{(t)}^0} (w_1^o) (f_1^{h'}(v_1^h)) (x_1) \\ &= \frac{\partial D(\mathbf{w})}{\partial a_{(t)}^0} \frac{\partial (f^o(v_{(t)}^0))}{\partial v_{(t)}^0} (w_1^o) (f_1^{h'}(v_1^h)) (x_1) \\ &= \frac{\partial D(\mathbf{w})}{\partial a_{(t)}^0} (f^{o'}(v_{(t)}^0)) (w_1^o) (f_1^{h'}(v_1^h)) (x_1) \\ &= \frac{\partial \left(\frac{1}{2} \sum_{t=1}^n (y_t - a_{(t)}^o - \sum_{i=1}^p w_{i0}^o x_{i(t)})^2 \right)}{\partial a^o} (f^{o'}(v_{(t)}^0)) (w_1^o) (f_1^{h'}(v_1^h)) (x_1) \\ &= \left(\sum_{t=1}^n \left(y_t - a_{(t)}^o - \sum_{i=1}^2 w_i x_i \right) \right) (-1) (f^{o'}(v_{(t)}^0)) (w_1^o) (f_1^{h'}(v_1^h)) (x_1) \\ &= - \left(\sum_{t=1}^n \left(y_t - a_{(t)}^o - \sum_{i=1}^2 w_i x_i \right) \right) (f^{o'}(v_{(t)}^0)) (w_1^o) (f_1^{h'}(v_1^h)) (x_1) \\ \frac{\partial D(\mathbf{w})}{\partial w_{12}^h} &= \frac{\partial D(\mathbf{w})}{\partial a_{(t)}^0} \frac{\partial a_{(t)}^0}{\partial v_{(t)}^0} \frac{\partial v_{(t)}^0}{\partial a_2^h} \frac{\partial a_2^h}{\partial v_2^h} \frac{\partial v_2^h}{\partial w_{12}^h} \\ &= \frac{\partial D(\mathbf{w})}{\partial a_{(t)}^0} \frac{\partial a_{(t)}^0}{\partial v_{(t)}^0} \frac{\partial v_{(t)}^0}{\partial a_2^h} \frac{\partial a_2^h}{\partial v_2^h} \frac{\partial (b_2^h + w_{12}^h x_1 + w_{22}^h x_2)}{\partial w_{12}^h} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
\frac{\partial D(w)}{\partial w_{21}^h} &= \frac{\partial D(w)}{\partial a_{(t)}^0} \frac{\partial a_{(t)}^0}{\partial v_{(t)}^0} \frac{\partial v_{(t)}^0}{\partial a_2^h} \frac{\partial a_2^h}{\partial v_2^h} (x_1) \\
&= \frac{\partial D(w)}{\partial a_{(t)}^0} \frac{\partial a_{(t)}^0}{\partial v_{(t)}^0} \frac{\partial v_{(t)}^0}{\partial a_2^h} \frac{\partial (f_2^h(v_2^h))}{\partial v_2^h} (x_1) \\
&= \frac{\partial D(w)}{\partial a_{(t)}^0} \frac{\partial a_{(t)}^0}{\partial v_{(t)}^0} \frac{\partial v_{(t)}^0}{\partial a_2^h} (f_2^{h'}(v_2^h)) (x_1) \\
&= \frac{\partial D(w)}{\partial a_{(t)}^0} \frac{\partial a_{(t)}^0}{\partial v_{(t)}^0} \frac{\partial (b^o + w_1^o a_1^h + w_2^o a_2^h)}{\partial a_2^h} (f_2^{h'}(v_2^h)) (x_1) \\
&= \frac{\partial D(w)}{\partial a_{(t)}^0} \frac{\partial a_{(t)}^0}{\partial v_{(t)}^0} (w_2^o) (f_2^{h'}(v_2^h)) (x_1) \\
&= \frac{\partial D(w)}{\partial a_{(t)}^0} \frac{\partial (f^o(v_{(t)}^0))}{\partial v_{(t)}^0} (w_2^o) (f_2^{h'}(v_2^h)) (x_1) \\
&= \frac{\partial D(w)}{\partial a_{(t)}^0} (f^{o'}(v_{(t)}^0)) (w_2^o) (f_2^{h'}(v_2^h)) (x_1) \\
&= \left(\sum_{t=1}^n \left(y_t - a_{(t)}^o - \sum_{i=1}^2 w_i x_i \right) \right) (-1) (f^{o'}(v_{(t)}^0)) (w_2^o) (f_2^{h'}(v_2^h)) (x_1) \\
&= - \left(\sum_{t=1}^n \left(y_t - a_{(t)}^o - \sum_{i=1}^2 w_i x_i \right) \right) (f^{o'}(v_{(t)}^0)) (w_2^o) (f_2^{h'}(v_2^h)) (x_1) \\
\\
\frac{\partial D(w)}{\partial w_{21}^h} &= \frac{\partial D(w)}{\partial a_{(t)}^0} \frac{\partial a_{(t)}^0}{\partial v_{(t)}^0} \frac{\partial v_{(t)}^0}{\partial a_1^h} \frac{\partial a_1^h}{\partial v_1^h} \frac{\partial v_1^h}{\partial w_{21}^h} \\
&= \frac{\partial D(w)}{\partial a_{(t)}^0} \frac{\partial a_{(t)}^0}{\partial v_{(t)}^0} \frac{\partial v_{(t)}^0}{\partial a_1^h} \frac{\partial a_1^h}{\partial v_1^h} \frac{\partial (b_1^h + w_{11}^h x_1 + w_{21}^h x_2)}{\partial w_{21}^h} \\
&= \frac{\partial D(w)}{\partial a_{(t)}^0} \frac{\partial a_{(t)}^0}{\partial v_{(t)}^0} \frac{\partial v_{(t)}^0}{\partial a_1^h} \frac{\partial a_1^h}{\partial v_1^h} x_2 \\
&= \frac{\partial D(w)}{\partial a_{(t)}^0} \frac{\partial a_{(t)}^0}{\partial v_{(t)}^0} \frac{\partial v_{(t)}^0}{\partial a_1^h} \frac{\partial (f_1^h(v_1^h))}{\partial v_1^h} (x_2) \\
&= \frac{\partial D(w)}{\partial a_{(t)}^0} \frac{\partial a_{(t)}^0}{\partial v_{(t)}^0} \frac{\partial v_{(t)}^0}{\partial a_1^h} (f_1^{h'}(v_1^h)) (x_2) \\
&= \frac{\partial D(w)}{\partial a_{(t)}^0} \frac{\partial a_{(t)}^0}{\partial v_{(t)}^0} \frac{\partial (b^o + w_1^o a_1^h + w_2^o a_2^h)}{\partial a_1^h} (f_1^{h'}(v_1^h)) (x_2) \\
&= \frac{\partial D(w)}{\partial a_{(t)}^0} \frac{\partial a_{(t)}^0}{\partial v_{(t)}^0} (w_1^o) (f_1^{h'}(v_1^h)) (x_2) \\
&= \frac{\partial D(w)}{\partial a_{(t)}^0} \frac{\partial (f^o(v_{(t)}^0))}{\partial v_{(t)}^0} (w_1^o) (f_1^{h'}(v_1^h)) (x_2)
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
&= \frac{\partial D(w)}{\partial a_{(t)}^o} (f^{o'}(v_{(t)}^o)) (w_1^o) (f_1^{h'}(v_1^h)) (x_2) \\
&= \left(\sum_{t=1}^n \left(y_t - a_{(t)}^o - \sum_{i=1}^2 w_i x_i \right) \right) (-1) (f^{o'}(v_{(t)}^o)) (w_1^o) (f_1^{h'}(v_1^h)) (x_2) \\
&= - \left(\sum_{t=1}^n \left(y_t - a_{(t)}^o - \sum_{i=1}^2 w_i x_i \right) \right) (f^{o'}(v_{(t)}^o)) (w_1^o) (f_1^{h'}(v_1^h)) (x_2)
\end{aligned}$$

Secara umum persamaannya menjadi

$$\begin{aligned}
\frac{\partial D(w)}{\partial w_{ij}^h} &= - \left(\sum_{t=1}^n \left(y_t - a_{(t)}^o - \sum_{i=1}^p w_i x_i \right) \right) (f^{o'}(v_{(t)}^o)) (w_j^o) (f_j^{h'}(v_j^h)) (x_i) \\
&= - \left(\sum_{t=1}^n \left(y_t - \left(a_{(t)}^o + \sum_{i=1}^p w_i x_i \right) \right) \right) (f^{o'}(v_{(t)}^o)) (w_j^o) (f_j^{h'}(v_j^h)) (x_i) \\
&= - \left(\sum_{t=1}^n \left(y_t - \left(f^o \left(\sum_{j=1}^q w_j^o f_j^h \left(\sum_{i=1}^p w_{ji}^h x_{i(t)} + b_j^h \right) + b^o \right) + \sum_{i=1}^p w_i x_i \right) \right) \right) \\
&\quad \left(f^{o'} \left(\sum_{j=1}^q w_j^o a_{j(t)}^h + b^o \right) \right) (w_j^o) \left(f_j^{h'} \left(\sum_{i=1}^p w_{ji}^h x_{i(t)} + b_j^h \right) \right) (x_i) \\
&= - \left(\sum_{t=1}^n (y_t - (\hat{y}_t)) \right) \left(f^{o'} \left(\sum_{j=1}^q w_j^o a_{j(t)}^h + b^o \right) \right) (w_j^o) \left(f_j^{h'} \left(\sum_{i=1}^p w_{ji}^h x_{i(t)} + b_j^h \right) \right) (x_i)
\end{aligned}$$

Lampiran 7. Perhitungan turunan parsial dari $D(\mathbf{w})$ terhadap b_j^h .

$$\frac{\partial D(\mathbf{w})}{\partial b_j^h} = \frac{\partial D(\mathbf{w})}{\partial a_{(t)}^0} \frac{\partial a_{(t)}^0}{\partial v_{(t)}^0} \frac{\partial v_{(t)}^0}{\partial a_{j(t)}^h} \frac{\partial a_{j(t)}^h}{\partial v_{j(t)}^h} \frac{\partial v_{j(t)}^h}{\partial b_{j(t)}^h},$$

Dimisalkan $j = 1, 2$

$$\begin{aligned} \frac{\partial D(\mathbf{w})}{\partial b_1^h} &= \frac{\partial D(\mathbf{w})}{\partial a_{(t)}^0} \frac{\partial a_{(t)}^0}{\partial v_{(t)}^0} \frac{\partial v_{(t)}^0}{\partial a_1^h} \frac{\partial a_1^h}{\partial v_1^h} \frac{\partial v_1^h}{\partial b_1^h} \\ &= \frac{\partial D(\mathbf{w})}{\partial a_{(t)}^0} \frac{\partial a_{(t)}^0}{\partial v_{(t)}^0} \frac{\partial v_{(t)}^0}{\partial a_1^h} \frac{\partial a_1^h}{\partial v_1^h} \frac{\partial (b_1^h + w_{11}^h x_1 + w_{21}^h x_2)}{\partial b_1^h} \\ &= \frac{\partial D(\mathbf{w})}{\partial a_{(t)}^0} \frac{\partial a_{(t)}^0}{\partial v_{(t)}^0} \frac{\partial v_{(t)}^0}{\partial a_1^h} \frac{\partial a_1^h}{\partial v_1^h} (1) \\ &= \frac{\partial D(\mathbf{w})}{\partial a_{(t)}^0} \frac{\partial a_{(t)}^0}{\partial v_{(t)}^0} \frac{\partial v_{(t)}^0}{\partial a_1^h} \frac{\partial (f_1^h(v_1^h))}{\partial v_1^h} \\ &= \frac{\partial D(\mathbf{w})}{\partial a_{(t)}^0} \frac{\partial a_{(t)}^0}{\partial v_{(t)}^0} \frac{\partial v_{(t)}^0}{\partial a_1^h} (f_1^{h'}(v_1^h)) \\ &= \frac{\partial D(\mathbf{w})}{\partial a_{(t)}^0} \frac{\partial a_{(t)}^0}{\partial v_{(t)}^0} \frac{\partial (b^o + w_1^o a_1^h + w_2^o a_2^h)}{\partial a_1^h} (f_1^{h'}(v_1^h)) \\ &= \frac{\partial D(\mathbf{w})}{\partial a_{(t)}^0} \frac{\partial a_{(t)}^0}{\partial v_{(t)}^0} (w_1^o) (f_1^{h'}(v_1^h)) \\ &= \frac{\partial D(\mathbf{w})}{\partial a_{(t)}^0} \frac{\partial (f^o(v_{(t)}^0))}{\partial v_{(t)}^0} (w_1^o) (f_1^{h'}(v_1^h)) \\ &= \frac{\partial D(\mathbf{w})}{\partial a_{(t)}^0} (f^{o'}(v_{(t)}^0)) (w_1^o) (f_1^{h'}(v_1^h)) \\ &= \left(\sum_{t=1}^n \left(y_t - a_{(t)}^0 - \sum_{i=1}^2 w_i x_i \right) \right) (-1) (f^{o'}(v_{(t)}^0)) (w_1^o) (f_1^{h'}(v_1^h)) \\ &= - \left(\sum_{t=1}^n \left(y_t - a_{(t)}^0 - \sum_{i=1}^2 w_i x_i \right) \right) (f^{o'}(v_{(t)}^0)) (w_1^o) (f_1^{h'}(v_1^h)) \\ \frac{\partial D(\mathbf{w})}{\partial b_2^h} &= \frac{\partial D(\mathbf{w})}{\partial a_{(t)}^0} \frac{\partial a_{(t)}^0}{\partial v_{(t)}^0} \frac{\partial v_{(t)}^0}{\partial a_2^h} \frac{\partial a_2^h}{\partial v_2^h} \frac{\partial v_2^h}{\partial b_2^h} \\ &= \frac{\partial D(\mathbf{w})}{\partial a_{(t)}^0} \frac{\partial a_{(t)}^0}{\partial v_{(t)}^0} \frac{\partial v_{(t)}^0}{\partial a_2^h} \frac{\partial a_2^h}{\partial v_2^h} \frac{\partial (b_2^h + w_{11}^h x_1 + w_{21}^h x_2)}{\partial b_2^h} \\ &= \frac{\partial D(\mathbf{w})}{\partial a_{(t)}^0} \frac{\partial a_{(t)}^0}{\partial v_{(t)}^0} \frac{\partial v_{(t)}^0}{\partial a_2^h} \frac{\partial a_2^h}{\partial v_2^h} (1) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
&= \frac{\partial D(w)}{\partial a_{(t)}^0} \frac{\partial a_{(t)}^0}{\partial v_{(t)}^0} \frac{\partial v_{(t)}^0}{\partial a_2^h} \frac{\partial (f_2^h(v_2^h))}{\partial v_2^h} \\
&= \frac{\partial D(w)}{\partial a_{(t)}^0} \frac{\partial a_{(t)}^0}{\partial v_{(t)}^0} \frac{\partial v_{(t)}^0}{\partial a_2^h} (f_2^{h'}(v_2^h)) \\
&= \frac{\partial D(w)}{\partial a_{(t)}^0} \frac{\partial a_{(t)}^0}{\partial v_{(t)}^0} \frac{\partial (b^o + w_1^o a_1^h + w_2^o a_2^h)}{\partial a_2^h} (f_2^{h'}(v_2^h)) \\
&= \frac{\partial D(w)}{\partial a_{(t)}^0} \frac{\partial a_{(t)}^0}{\partial v_{(t)}^0} (w_2^o) (f_2^{h'}(v_2^h)) \\
&= \frac{\partial D(w)}{\partial a_{(t)}^0} \frac{\partial (f^o(v_{(t)}^0))}{\partial v_{(t)}^0} (w_2^o) (f_2^{h'}(v_2^h)) \\
&= \frac{\partial D(w)}{\partial a_{(t)}^0} (f^{o'}(v_{(t)}^0)) (w_2^o) (f_2^{h'}(v_2^h)) \\
&= \left(\sum_{t=1}^n \left(y_t - a_{(t)}^0 - \sum_{i=1}^2 w_i x_i \right) \right) (-1) (f^{o'}(v_{(t)}^0)) (w_2^o) (f_2^{h'}(v_2^h)) \\
&= - \left(\sum_{t=1}^n \left(y_t - a_{(t)}^0 - \sum_{i=1}^2 w_i x_i \right) \right) (f^{o'}(v_{(t)}^0)) (w_2^o) (f_2^{h'}(v_2^h))
\end{aligned}$$

Secara umum persamaannya menjadi

$$\begin{aligned}
\frac{\partial D(w)}{\partial b_j^h} &= - \left(\sum_{t=1}^n \left(y_t - a_{(t)}^0 - \sum_{i=1}^p w_i x_i \right) \right) (f^{o'}(v_{(t)}^0)) (w_j^o) (f_j^{h'}(v_j^h)) \\
&= - \left(\sum_{t=1}^n \left(y_t - \left(a_{(t)}^0 - \sum_{i=1}^p w_i x_i \right) \right) \right) (f^{o'}(v_{(t)}^0)) (w_j^o) (f_j^{h'}(v_j^h)) \\
&= - \left(\sum_{t=1}^n \left(y_t - \left(f^o \left(\sum_{j=1}^q w_j^o f_j^h \left(\sum_{i=1}^p w_{ij}^h x_{i(t)} + b_j^h \right) + b^o \right) - \sum_{i=1}^p w_i x_i \right) \right) \right) \\
&\quad \left(f^{o'} \left(\sum_{j=1}^q w_j^o f_j^h \left(\sum_{i=1}^p w_{ij}^h x_{i(t)} + b_j^h \right) + b^o \right) \right) (w_j^o) \\
&\quad \left(f_j^{h'} \left(\sum_{i=1}^p w_{ij}^h x_{i(t)} + b_j^h \right) \right)
\end{aligned}$$

Lampiran 8. Syntax SAS ARIMA Inflasi Umum

```
proc arima data=in_umum;
  identify var=in_umum;
run;

estimate q=1 plot ml;
outlier maxnum=20 alpha=0.05;
run;

data in_umum;
set in_umum;
  if _n_=70 then AO1=1;
  else AO1=0.0;
  if _n_=163 then AO2=1;
  else AO2=0.0;
run;

proc arima data=in_umum;
  identify var=in_umum crosscorr=(AO1 AO2);
  estimate p=(12) q=1 input=(AO1 AO2) plot ml;
run;

forecast out=fore_outlier lead=18 printall;
run;

proc univariate data=fore_outlier normal;
  var residual;
run;
```


Lampiran 9. Syntax SAS Fungsi Transfer Multi Input Inflasi Umum

```
proc arima data=inflasi_umum;  
  identify var=persen_m2(12);  
  estimate p=(9) q=(12) noconstant plot ml;  
  identify var=ihsg;  
  estimate q=1 plot ml;  
  identify var=kurs;  
  run;  
  identify var=umum crosscorr=(persen_m2(12) ihsg kurs);  
  run;  
  estimate p=(7,12) q=1 input=(1$(0) persen_m2) noconstant ml;  
  run;  
  forecast out=ramalan lead=18 printall;  
  run;  
  
proc univariate data=ramalan normal;  
  var residual;  
run;
```


Lampiran 10 : Syntax SAS Model Intervensi Inflasi Umum

```
proc arima data=intervensi4;  
  identify var=y crosscorr=(p1 p2 p3 p4) nlag=24;  
  run;  
  
  estimate p=(1,11) q=(1) input=(0$(0)p1 1$(0)p2 0$(0)p3) plot ml;  
  run;  
  
  forecast lead=18 printall out=int4;  
  run;  
  
proc univariate data=int4 normal;  
  var residual;  
run;
```


Lampiran 11 : Syntax SAS ARIMAX Inflasi Umum

```
proc arima data=inflasi_umum;  
  identify var=persen_m2(12);  
  estimate p=(9) q=(12) noconstant ml;  
run;  
identify var=ihsg;  
estimate q=1 ml;  
run;  
identify var=kurs;  
run;  
  
identify var=y crosscorr=(persen_m2(12) ihsg kurs p1 p2 p3 p4) nlag=12;  
run;  
  
estimate p=(1)(12) q=(9) input=(1$(0) persen_m2 0$(0)p1 1$(0)p2 1$(0)p4) ml;  
forecast out=fore_arimax lead=18 printall;  
run;  
  
proc univariate data=fore_arimax normal;  
  var residual;  
run;
```


Lampiran 12 : Syntax R Package nnet untuk Residual ARIMA dan ARIMAX Tanpa Skip Layer

```
library(nnet)

modell.umum <- as.matrix(read.table("arimax_nn.txt", sep=" ", na.strings="NA", dec=".",
strip.white=TRUE))
colnames(modell.umum) <- c("inflasi_umum", "et", "et-1")

x.all <- modell.umum[,3]
y.all <- modell.umum[,2]

x.train <- as.matrix(x.all[3:168])
y.train <- as.matrix(y.all[3:168])

x.test <- as.matrix(x.all[-(3:168)])
y.test <- as.matrix(y.all[-(3:168)])

tabmse <- matrix(c(0,0,0,0,0, 0,0,0,0,0, 0,0,0,0,0, 0,0,0,0,0, 0,0,0,0,0), nrow=5, ncol=5,
byrow=TRUE, dimnames=list(c("node hidden=", "node hidden=", "node hidden=", "node
hidden=", "node hidden="), c(" ", "mse.train", "mse.test", "mdape.train", "mdape.test")))

for(i in 1:5)
{
modell1.skip <- nnet(x.train, y.train, size=i, linout=TRUE, rang=0.1, decay=5e-4, maxit=5000)
summary(modell1.skip)
weight <- modell1.skip$wts

yhat.train <- modell1.skip$fitted.value
et.train <- modell1.skip$residual
mse.train <- modell1.skip$value/length(et.train)
ape.train <- abs(et.train/y.train)
mdape.train <- median(ape.train)

output.train <- cbind(yhat.train, et.train, ape.train)

yhat.test <- predict(modell1.skip, x.test, type="raw", linout=TRUE)
et.test <- y.test-yhat.test
mse.test <- (t(et.test) %*% (et.test))/length(et.test)
ape.test <- abs(et.test/y.test)
mdape.test <- median(ape.test)

output.test <- cbind(yhat.test, et.test, ape.test)

tabmse[i,1] <- i
tabmse[i,2] <- mse.train
tabmse[i,3] <- mse.test
tabmse[i,4] <- mdape.train
tabmse[i,5] <- mdape.test

print(summary(modell1.skip))
print(weight)
print(output.train)
print(output.test)
print(tabmse)
}
```


Lampiran 13 : Syntax R Package nnet untuk Residual ARIMA dan ARIMAX Dengan Skip Layer

```
library(nnet)

model1.umum <- as.matrix (read.table("arimax_nn.txt", sep="", na.strings="NA", dec=".",
strip.white=TRUE))
colnames(model1.umum) <- c("inflasi_umum","et","et-1")

x.all <- model1.umum[,3]
y.all <- model1.umum[,2]

x.train <- as.matrix(x.all[3:168])
y.train <- as.matrix(y.all[3:168])

x.test <- as.matrix(x.all[-(1:168)])
y.test <- as.matrix(y.all[-(1:168)])

tabmse <- matrix(c(0,0,0,0,0, 0,0,0,0,0, 0,0,0,0,0, 0,0,0,0,0, 0,0,0,0,0), nrow=5, ncol=5, byrow=TRUE,
dimnames=list(c("node hidden=", "node hidden=", "node hidden=", "node hidden=", "node hidden="),c("
", "mse.train", "mse.test", "mdape.train", "mdape.test")))

for(i in 1:5)
{
model1.skip <- nnet(x.train, y.train, size=i, linout=TRUE, skip=TRUE, rang=0.1, decay=5e-4, maxit=5000)

summary(model1.skip)
weight <- model1.skip$wts

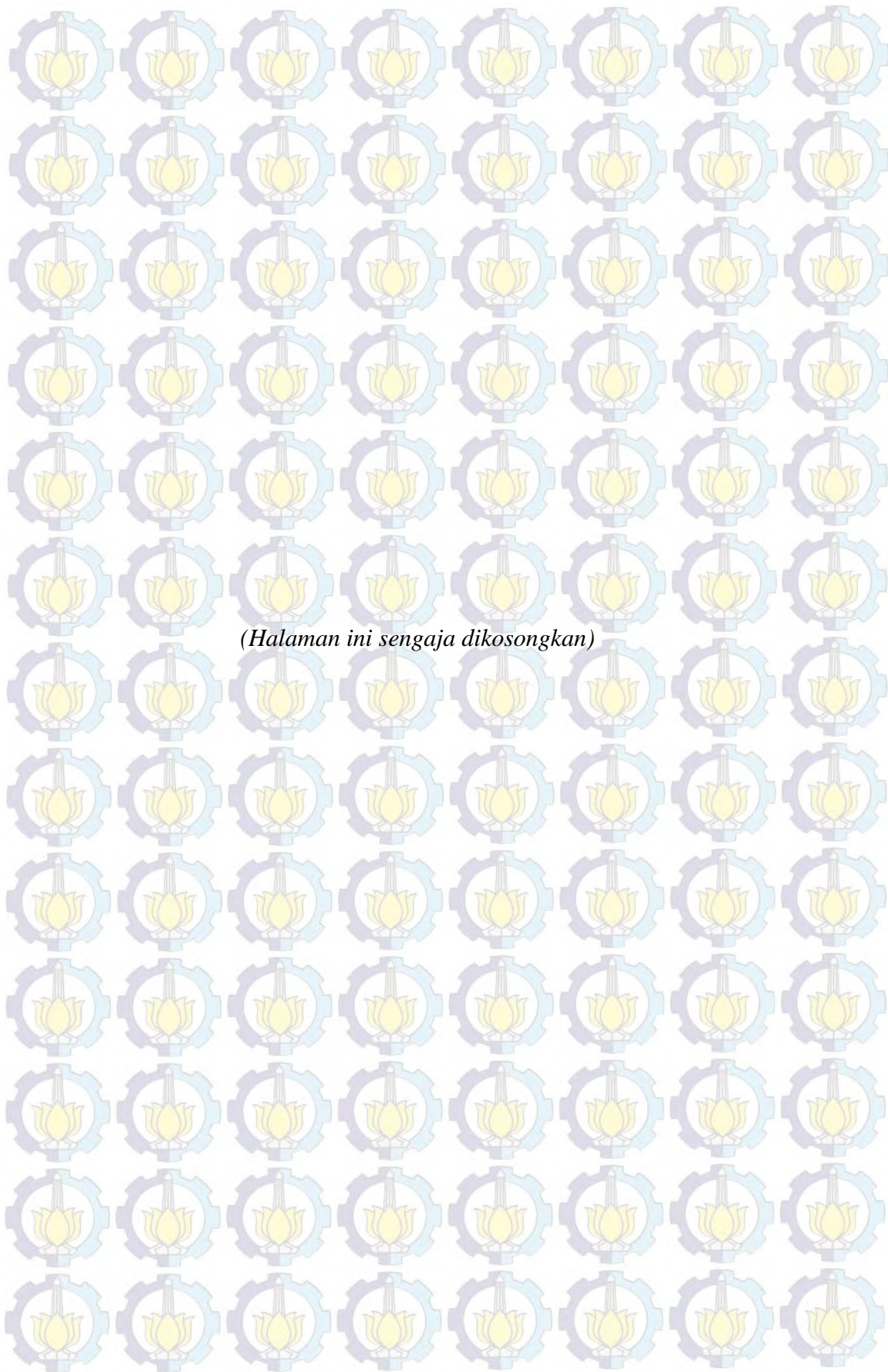
yhat.train <- model1.skip$fitted.value
et.train <- model1.skip$residual
mse.train <- model1.skip$value/length(et.train)
ape.train <- abs(et.train/y.train)
mdape.train <- median(ape.train)
output.train <- cbind(yhat.train,et.train,ape.train)

yhat.test <- predict(model1.skip, x.test, type="raw", linout=TRUE)

et.test <- y.test-yhat.test
mse.test <- (t(et.test) %*% (et.test))/length(et.test)
ape.test <- abs(et.test/y.test)
mdape.test <- median(ape.test)
output.test <- cbind(yhat.test,et.test,ape.test)

tabmse[i,1] <- i
tabmse[i,2] <- mse.train
tabmse[i,3] <- mse.test
tabmse[i,4] <- mdape.train
tabmse[i,5] <- mdape.test

print(summary(model1.skip))
print(weight)
print(output.train)
print(output.test)
print(tabmse)
}
```

DAFTAR PUSTAKA

Adisti, T. E., dan Suhartono, (2013). Peramalan Inflasi Menggunakan Pendekatan Gabungan antara Fungsi Transfer dan Intervensi dengan Deteksi Outlier. Diakses tanggal 26 Februari 2015, dari <http://digilib.its.ac.id/public/ITS-paper-34574-1309100108-Paper.pdf>

Akal, M. (2004). Forecasting Turkey's tourism revenues by ARMAX model. *Tourism Management*, 25(5), 565-580.

Armstrong, J. S. (Ed.). (2001). *Principles of forecasting: a handbook for researchers and practitioners* (Vol. 30). Springer Science & Business Media.

Armstrong, J. S., & Collopy, F. (1992). Error measures for generalizing about forecasting methods: Empirical comparisons. *International journal of forecasting*, 8(1), 69-80.

Baciu, I. C. (2015). Stochastic Models for Forecasting Inflation Rate. Empirical Evidence from Romania. *Procedia Economics and Finance*, 20, 44-52.

Badan Pusat Statistik Website. (2015). Diakses tanggal 11 Maret 2015, dari <http://bps.go.id/index.php/istilah/150>

Badan Pusat Statistik (2014). *Indeks Harga Konsumen 82 Kota di Indonesia 2014*. Diakses tanggal 9 Desember 2015, dari http://www.bps.go.id/website/pdf_publicasi/Indeks-Harga-Konsumen-di-82-Kota-di-Indonesia--2012-100--2014.pdf

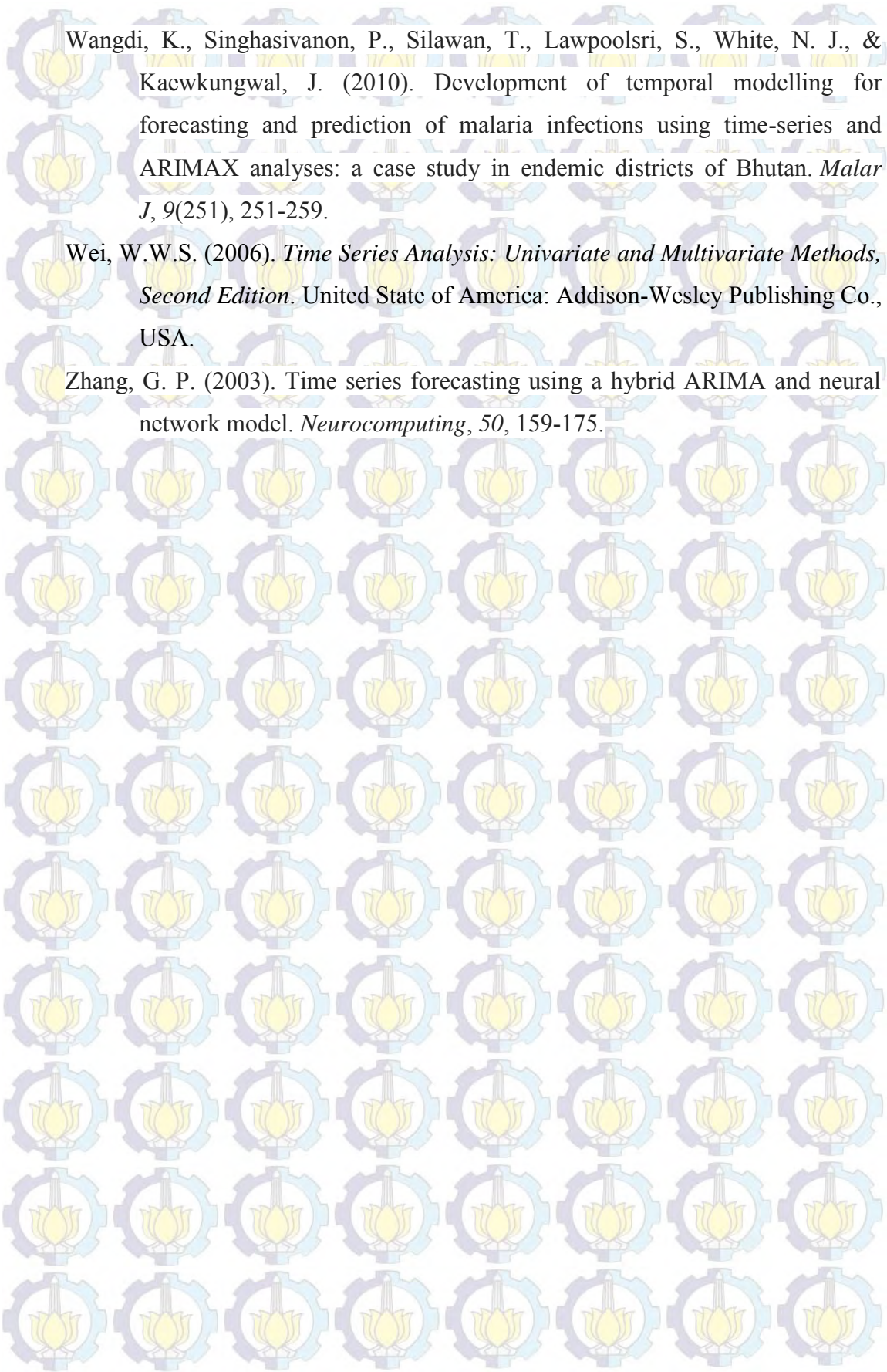
Badan Pusat Statistik (2012). *Diagram Timbang Indeks Harga Konsumen*. Buku 1. Diakses tanggal 2 Desember 2015, dari http://www.bps.go.id/website/pdf_publicasi/watermark%20_Diagram_Timbang_IHK_2012-Buku_1.pdf

Badan Pusat Statistik (2012). *Diagram Timbang Indeks Harga Konsumen*. Buku 2. Diakses tanggal 2 Desember 2015, dari http://www.bps.go.id/website/pdf_publicasi/watermark%20_Diagram_Timbang_IHK_2012-Buku_2.pdf

- Badan Pusat Statistik (2012). *Diagram Timbang Indeks Harga Konsumen*. Buku 3. Diakses tanggal 2 Desember 2015, dari http://www.bps.go.id/website/pdf_publicasi/watermark%20_Diagram_Timbang_IHK_2012-Buku_3.pdf
- Bank Indonesia. (2014). *Buku Petunjuk TPID*. Diakses tanggal 12 Maret 2015, dari http://www.bi.go.id/id/moneter/koordinasi-pengendalian-inflasi/highlight-news/Contents/buku%20manual%20TPID%20rev%201_5-05-14.pdf
- Bennett, C., Stewart, R. A., & Lu, J. (2014). Autoregressive with exogenous variables and neural network short-term load forecast models for residential low voltage distribution networks. *Energies*, 7(5), 2938-2960.
- Barrow, D. K., Crone, S. F., & Kourentzes, N. (2010, July). An evaluation of neural network ensembles and model selection for time series prediction. In *Neural Networks (IJCNN), The 2010 International Joint Conference on* (pp. 1-8). IEEE.
- Bates, J. M., & Granger, C. W. (1969). The combination of forecasts. *Or*, 451-468.
- Box, G.E.P. dan Tiao, G.C. (1975). Intervention Analysis with Applications to Economic and Environmental Problems. *Journal of the American Statistical Association*, 70, 70-79.
- Brian D. Ripley. (1996). *Pattern recognition and neural networks*. Cambridge university press.
- Chadsuthi, S., Modchang, C., Lenbury, Y., Iamsirithaworn, S., & Triampo, W. (2012). Modeling seasonal leptospirosis transmission and its association with rainfall and temperature in Thailand using time-series and ARIMAX analyses. *Asian Pacific journal of tropical medicine*, 5(7), 539-546.
- Chong, E. K., & Zak, S. H. (2013). *An introduction to optimization* (Vol. 76). John Wiley & Sons.
- Choudhary, M. A., & Haider, A. (2012). Neural network models for inflation forecasting: an appraisal. *Applied Economics*, 44(20), 2631-2635.
- De Gooijer, J. G., & Hyndman, R. J. (2006). 25 years of time series forecasting. *International journal of forecasting*, 22(3), 443-473.

- Diaz-Robles, L. A., Ortega, J. C., Fu, J. S., Reed, G. D., Chow, J. C., Watson, J. G., & Moncada-Herrera, J. A. (2008). A hybrid ARIMA and artificial neural networks model to forecast particulate matter in urban areas: the case of Temuco, Chile. *Atmospheric Environment*, 42(35), 8331-8340.
- Faruk, D. Ö. (2010). A hybrid neural network and ARIMA model for water quality time series prediction. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 23(4), 586-594.
- Haider, A., & Hanif, M. N. (2009). Inflation forecasting in Pakistan using artificial neural networks. *Pakistan economic and social review*, 123-138.
- Hasbullah, J. (2012). *Tangguh dengan Statistik*. Jakarta: Nuansa Cendikia.
- Khashei, M., & Bijari, M. (2011). A novel hybridization of artificial neural networks and ARIMA models for time series forecasting. *Applied Soft Computing*, 11(2), 2664-2675.
- Kichian, M., & Rumler, F. (2014). Forecasting Canadian inflation: A semi-structural NKPC approach. *Economic Modelling*, 43, 183-191.
- Krose, B. dan van der Smagt, P. (1996), *An Introduction to Neural Networks*, The University of Amsterdam, Amsterdam.
- Lee, T. H., White, H., & Granger, C. W. (1993). Testing for neglected nonlinearity in time series models: A comparison of neural network methods and alternative tests. *Journal of Econometrics*, 56(3), 269-290.
- Lestari, D. R., Kusdarwati, H., & Astutik, S. (2014). Pemodelan Deret Waktu Multivariat dengan Metode Fungsi Transfer *Multi Input EGARCH In Mean*. *Jurnal Mahasiswa Statistik*, 2(1), pp-49.
- Makridakis, S., & Hibon, M. (2000). The M3-Competition: results, conclusions and implications. *International journal of forecasting*, 16(4), 451-476.
- Makridakis, S., Wheelwright, S.C., dan McGee, V.E. (1999), *Metode dan Aplikasi Peramalan Jilid 1* (edisi kedua), Terjemahan Ir. Untung S. Andriyanto dan Ir. Abdul Basith, Jakarta: Penerbit Erlangga.
- McAdam, P., & McNelis, P. (2005). Forecasting inflation with thick models and neural networks. *Economic Modelling*, 22(5), 848-867.
- Moser, G., Rumler, F., & Scharler, J. (2007). Forecasting Austrian Inflation. *Economic Modelling*, 24(3), 470-480.

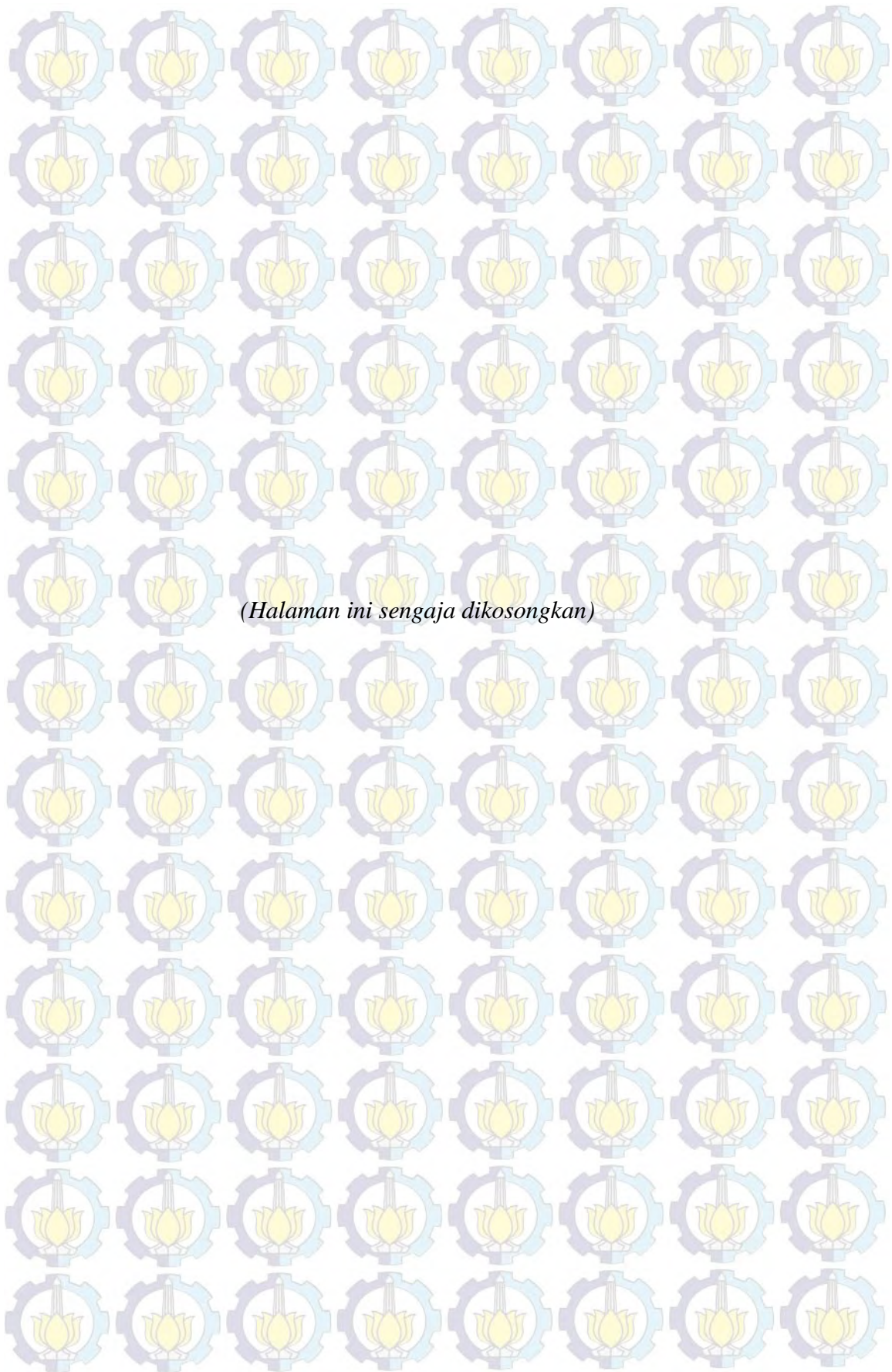
- Nakamura, E. (2005). Inflation forecasting using a neural network. *Economics Letters*, 86(3), 373-378.
- Nuhad, F. (2014). Penerapan Model Nonlinear Self-Exciting Threshold Autoregressive (SETAR) Untuk Pemodelan Data Inflasi di Indonesia. *Jurnal Mahasiswa Statistik*, 2(4), pp-289.
- Proietti, T., & Lütkepohl, H. (2013). Does the Box–Cox transformation help in forecasting macroeconomic time series?. *International Journal of Forecasting*, 29(1), 88-99.
- Silfiani, M., & Suhartono, S. (2012). Peramalan Inflasi di Indonesia Aplikasi Metode Ensembl untuk. *Jurnal Sains dan Seni ITS*, 1(1), D171-D176.
- Stephani, C. A., Suharsono, A., & Suhartono, S. (2015). Peramalan Inflasi Nasional Berdasarkan Faktor Ekonomi Makro Menggunakan Pendekatan Time Series Klasik dan ANFIS. *Jurnal Sains dan Seni ITS*, 4(1), D67-D72.
- Stock, J. H., & Watson, M. W. (1999). Forecasting Inflation. *Journal of Monetary Economics*, 44(2), 293-335.
- Subanar dan Suhartono(2004). The Neural Network Linearity Test for Time Series Modeling. *Proceeding International Conference on Statistics and Mathematics and its Applications in the Development of Science and Technology*, Bandung Islamic University, Bandung.
- Suhartono (2007), *FeedForward Neural Networks Untuk Pemodelan Runtun waktu*, Disertasi, Jurusan Matematika, Universitas Gadjah Mada.
- Suhartono, Lee, M.H., & Prastyo, D.D. (2015). Two Level ARIMAX and Regression Models for Forecasting Time Series Data with Calendar Variation Effects. *Proceedings of The 2nd Innovation and Analytics Conference and Exhibition*, American Institute of Physics Proceeding, Kedah, Malaysia
- Sukirno, S. (2013). *Pengantar Teori Ekonomi Makro* (Edisi Ketiga). Jakarta: PT Raja Grafindo Persada.
- Teräsvirta, T., Lin, C. F., & Granger, C. W. (1993). Power of the neural network linearity test. *Journal of Time Series Analysis*, 14(2), 209-220.



Wangdi, K., Singhasivanon, P., Silawan, T., Lawpoolsri, S., White, N. J., & Kaewkungwal, J. (2010). Development of temporal modelling for forecasting and prediction of malaria infections using time-series and ARIMAX analyses: a case study in endemic districts of Bhutan. *Malar J*, 9(251), 251-259.

Wei, W.W.S. (2006). *Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods, Second Edition*. United State of America: Addison-Wesley Publishing Co., USA.

Zhang, G. P. (2003). Time series forecasting using a hybrid ARIMA and neural network model. *Neurocomputing*, 50, 159-175.



BIOGRAFI PENULIS



Penulis dilahirkan di Kediri pada tanggal 13 Desember 1985 dan merupakan putri pertama dari tiga bersaudara, buah cinta dari pasangan Bapak Djoko Santoso dan Ibu Eti Sulistyowati. Penulis telah menempuh SDN Sukorame 2 Kota Kediri (1991-1997), SLTP Negeri 1 Kota Kediri (1997-2000), dan SMA Negeri 2 Kota Kediri (2000-2003).

Kemudian penulis melanjutkan pendidikan ke jenjang sarjana di Sekolah Tinggi Ilmu Statistik (STIS) Jakarta (2003-2007) jurusan Statistik Ekonomi. Setelah menyelesaikan pendidikan DIV di STIS, penulis ditugaskan bekerja di BPS Kabupaten Agam, Provinsi Sumatera Barat. Setelah mengabdikan selama empat tahun, penulis dipercaya menjabat sebagai Kepala Seksi IPDS di BPS Kabupaten Agam. Pada tahun 2014 penulis memperoleh kesempatan untuk mendapatkan beasiswa dari BPS untuk melanjutkan jenjang pendidikan S2 di Jurusan Statistika Fakultas MIPA Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya. Pembaca yang ingin memberikan kritik, saran dan pertanyaan mengenai penelitian ini, dapat menghubungi penulis melalui email eksian@bps.go.id.

